HAL
open science

Probabilistic analysis of spatial relationships between gold deposits and crustal structures: methodological development and applications in the Yenisei Ridge (Russia)

Boris Sterligov

To cite this version:

Boris Sterligov. Probabilistic analysis of spatial relationships between gold deposits and crustal structures: methodological development and applications in the Yenisei Ridge (Russia). Tectonics. Université d'Orléans; l'Université d'Etat de Moscou Lomonossov, 2010. English. NNT : . tel-00584380

HAL Id: tel-00584380

https://theses.hal.science/tel-00584380v1

Submitted on 8 Apr 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES ET TECHNOLOGIE

INSTITUT DES SCIENCES DE LA TERRE D'ORLÉANS /
FACULTÉ GÉOLOGIQUE, UNIVERSITÉ D'ÉTAT DE MOSCOU LOMONOSSOV

THÈSE EN COTUTELLE INTERNATIONALE présentée par :

Boris STERLIGOV

soutenue le 15 décembre 2010
pour obtenir le grade de :

Docteur de l'Université d'Orléans
et de l'Université d'Etat de Moscou Lomonossov

Discipline : Géophysique

ANALYSE PROBABILISTE DES RELATIONS SPATIALES ENTRE LES GISEMENTS AURIFERES ET LES STRUCTURES CRUSTALES : DEVELOPPEMENT METHODOLOGIQUE ET APPLICATIONS A L'YENISSEI RIDGE (RUSSIE)

THÈSE dirigée par :

M. Yan Chen	Professeur, Université d'Orléans-CNRS, France
Mme. Ludmila A. Zolotaya	Professeur, Université de Moscou Lomonossov, France

RAPPORTEURS :

M. Aleksei V. Petrov	Professeur, Université Géologique de Moscou, Russie
M. Alexander G. Gorelov	Coordinateur scientifique, VNIIgeosystem, Moscou, Russie

---

JURY :

M. Luc Barbanson	MCF, ISTO, Université d'Orléans-CNRS, France
M. Daniel Cassard	Chef du project, BRGM, Orléans, France
M. Sergey Cherkasov	Chef du département, RFML, Moscou, Russie
M. Alexander G. Gorelov	Coordinateur scientifique, VNIIgeosystem, Moscou, Russie
M. Charles Gumiaux	MCF, ISTO, Université d'Orléans-CNRS, France
M. Guillaume Martelet	Ingénieur, BRGM, Orléans, France
M. Aleksei V. Petrov	Professeur, Université Géologique de Moscou, Russie
Mme. Ludmila A. Zolotaya	Professeur, Université de Moscou Lomonossov, Russie

INVITÉ :

M. Yan Chen	Professeur, Université d'Orléans-CNRS, France

REMERCIEMENTS

« La valeur d'un homme tient dans sa capacité à donner
et non dans sa capacité à recevoir »
Albert Einstein
« Il y a autant de générosité à recevoir qu'à donner »
Julien Green

Je tiens à remercier en tout premier lieu Yan Chen de l'Université d'Orléans et Ludmila Zolotaya de l'Université de Moscou d'Etat Lomonossov qui ont dirigé cette thèse. Tout au long de ces trois années, ils ont su orienter mes recherches aux bons moments au travers de leurs regards de grands passionnés. Cette thèse n'aurait jamais vu le jour sans leur confiance, leur patience et leur altruisme. Ils ont toujours été disponibles pour des discussions scientifiques palpitantes et efficaces. Pour tout cela, je vous suis très reconnaissante. Je remercie Charles Gumiaux et Luc Barbanson pour l'aide a l'analyse statistique, modélisation 3D et l'interprétation du modèle géologiques.

Mes remerciements s'adressent ensuite à Guillaume Martelet et Daniel Cassard pour m'avoir communiquée son enthousiasme contagieux envers la recherche, pour m'avoir initiée à la gravimétrie, au magnétisme et la modélisation 2D et 3D avec un sujet passionnant et pour avoir aidé à développer mon raisonnement par ses conseils judicieux et des discussions stimulantes au possible. Guillaume est sans aucun doute, la définition même de la générosité, du sens de la famille et de la recherche scientifique comme je les conçois. Soyez assurés tous les trois de toute mon estime et de mon profond respect.

Je remercie les rapporteurs de cette thèse Aleksei Petrov et Alexander Gorelov qui ont accepté de porter de l'intérêt à mon travail. En témoignage du temps qu'ils m'ont accordée, je remercie vivement Gabriel Courrioux et Antonio Guillen l'initiation à la modélisation 3D et à l'inversion géophysique.

J'adresse toute ma gratitude aussi à l'université Géosciences d'Orléans, à l'ISTO et à l'Université de Moscou Lomonossov pour m'y avoir aussi accueillie et qui ont mis à ma disposition les moyens nécessaires à la réalisation de ce travail.

Sans leur aide administrative, tout aurait été plus compliqué. Merci à Chantal, Catherine et Fabienne.

SOMMAIRE

REMERCIEMENTS.....5

INTRODUCTION.....9

I. ÉTAT ACTUEL DE LA PRÉVISION DES ZONES AURIFÈRES BASEE SUR DES DONNÉES GÉOLOGIQUES ET GÉOPHYSIQUES (*en russe*).....15

1. Les différents types de minéralisation aurifères.....19
2. Hypothèses de relatives à la formation des systèmes minéralisés.....23
3. Méthodes statistiques pour la prévision des gisements d'or.....24
4. La prévision des zones aurifères par des méthodes géophysiques.....27
5. Approches actuelles de la modélisation numérique d'un objet géologique en 3-D.....29

II. METHODOLOGIE DE L'ANALYSE PROBABILISTE DES RELATIONS SPATIALES ENTRE LES GISEMENTS AURIFERES ET LES STRUCTURES CRUSTALES.....33

1. Modélisation directe probabiliste.....35

Publication n°1.....36
Direct statistical modeling and its implications for predictive mapping in mining exploration. Ore Geology Reviews (Soumis)

2. Conclusions.....77

III. MODELISATION 3-D DES STRUCTURES CRUSTALES DE L'YÉNISSEI RIDGE (en russe).....81

1. Contexte géologique.....85
2. Données géophysique disponibles.....94
2.1. Anomalies de Bouguer complète et anomalies magnétiques.....94
2.2. Données régionales séismiques le long des profils « Batholite » et « Shpate » 99
2.3. Données de sondage magnétotellurique le long du profile « Batholite ».....102
3. Apports de méthodes indirectes et inverses appliquées aux champs potentiels.....104
4. Le modèle gravimétrique de l'Yenissei Ridge; Visualisation en 3-D 111
4.1. Modélisation directe des coupes « Batholite » et « Shpate ».....111
4.2. Des coupes « Batholite » et « Shpate » au modéle 3-D de la croûte sous l'Yenissei Ridge.....118
4.3. Implications géologiques et géodynamique.....124
5. Conclusions.....126

IV. MODELISATION PROBALISTIQUE DES ZONES AURIFERES DE L'YENISSEI RIDGE.....129

1. Différentes méthodes probabilistes..... 133

Publication n°2 …….....134
Statistical analysis of geological and geophysical data for the predictivity mapping of gold zones of the Yenisei Ridge. // Russian Geophysics, 2010, № 4 pp.47-59 (en russe)

V. SYNTHESES ET CONCLUSIONS.....155

1. Synthèses des résultats.....159
2. Analyse des nouvelles zones aurifères et leur comparaison avec les constructions antérieures.....160
3. Utilisation de modèle 3-D géologique pour la prévision des zones aurifères.....161

REFERENCES.....165

INTRODUCTION

Suite à la demande croissante de matières premières minérales, il est nécessaire de développer de nouvelles méthodes de prévision et de recherche de minerais, en particulier celles fondées sur l'étude de la corrélation spatiale entre la position des gisements et des éléments de la structure profonde de l'écorce terrestre.

La surface du territoire de la Russie a été bien étudiée, particulièrement évidemment là où les affleurements sont fréquents. Ainsi, la quasi totalité du territoire de la Russie est couverte par des cartes géologique à l'échelle du 1:200 000. Une partie de ces cartes géologiques a été numérisée (une carte géologique numérique de la Russie à l'échelle 1:2 500 000, un grand nombre des cartes à l'échelle du 1:1 000 000 et du 1:200 000). Ces documents permettent de mettre en œuvre des méthodes d'analyse statistiques. À ce jour, la totalité du territoire de la Russie est presque couverte par des cartes gravimétriques aux échelles du 1:1 000 000 et du 1:200 000. La plupart de ces cartes a déjà été transformée à un format numérique qui permet de réinterpréter les données en applicant des méthodes mathématiques avancées. Dans les conditions économiques actuelles, le problème du pronostic et de la recherche de nouveaux gisements d'or a repris de l'importance. Dans le cadre de cette recrudescence de l'exploration minière, cette importance croissante les méthodes géophysiques, géologiques et géochimiques jouent un rôle croissant. Cependant, un certain nombre de difficultés subsistent :

1 – Les anomalies gravimétriques et magnétiques, en général, ne sont pas des indices directs de la minéralisation.

2 - L'analyse des tendances régionales des deux paramètres géophysiques et géochimiques montre que les anomalies correspondantes sont des objets ayant hérité de certains éléments de la structure des systèmes minéralisés, et de ce fait ne sont que des indications indirectes de minéralisation possible.

3 - Les systèmes minéralisés ont des structures différentes pour des dépôts de minéraux différents, et, inversement, pour les mêmes substances, les structures / types de gisements peuvent varier en fonction du contexte géodynamique.

4 - Pour les anomalies géophysiques et géochimiques il n'existe pas de méthode d'évaluation quantitative de leur relation spatiale avec les objets minéralisés.

Dans le même temps, les développements récents dans les systèmes d'information géographique (GIS) permettent d'analyser les données multidisciplinaires géologiques et géophysiques pour la recherche fondamentale et les applications économiques. Il est permis maintenant d'envisager la mise au point d'une nouvelle classe de méthodes de calcul débouchant sur l'élaboration de cartes probabilistiques permettant l'identification de nouveaux gisements., Cette approche est basée sur les méthodes statistiques et d'inversion. Dans ce cas, l'inversion consiste à établir la corrélation spatiale entre corps minéralisés et divers éléments géologiques et

tectoniques. La connaissance de ces corrélations permet alors la construction de cartes de probabilité. Les valeurs maximales de ces cartes constiant un estimateur de la probabilité maximale de trouver de nouveaux gisements (ou confirmation l'existence de ceux qui sont déjà connus). Il y a trois façons de résoudre ce problème: (i) en utilisant les données observées (informations des gisements connus), (ii) en pratiquant une approche empirique fondée sur des données d'experts et (iii) troisième qui combine l'approche "data driven" et l'approche expert.

Un grand nombre d'études similaires porte spécifiquement sur la description des méthodes mathématiques d'inversion de l'ensemble original de données géologiques et géophysiques pour générer une carte prédictive. Beaucoup de modèles mathématiques d' « inversion » existent, les plus classiques étant : la méthode booléenne (Bonham-Carter, 2002), la logique floue (Bonham-Carter, 2002), la fonction de pondération (ou l'intersection des indices ; Bonham-Carter, 2002) et les méthodes algébriques (par exemple Siris ; Vaillant et al., 1995). Ces modèles mathématiques d'« inversion » ont été bien étudiés et décrits dans la littérature (Knokx-Robinson et al., 1997 ; Bonham-Carter, 2002 ; Carranza, 2009). Toutefois, la question se pose souvent de la validité des données géologiques et géophysiques utilisées pour réaliser l'inversion. Ce travail se concentre sur les méthodes d'analyse stochastique permettant d'évaluer la sensibilité des inversions au regard des données initiales et la stabilité du résultat de l'analyse statistique, en déterminant les « obligations minimales » que doivent respecter les données d'origine (le nombre minimum d'objets, leur répartition spatiale, etc.)

Pour effectuer la simulation stochastique, l'auteur a développé un logiciel original permettant : (i) de créer des modèles artificiels de situations typiques géologiques, (ii) de définir le test adapté pour détecter des corrélations spatiales entre les gisements d'or et les structures susceptibles de contrôler les minéralisations Les caractéristiques géologiques sont approximées par des formes géométriques simples : des polygones pour décrire les contours des intrusions, d'affleurements de roches métamorphiques, etc. ; des lignes matérialisant la position des failles, des contacts géologiques, etc. Pour chaque modèle artificiel, les caractéristiques topologiques des objets sont définies : position spatiale, longueur, surface, orientation, degré de regroupement. L'auteur a développé une méthode de classification de la corrélation entre les emplacements des gisements d'or et les structures sensées contrôler la position des minéralisations, afin d'évaluer la fiabilité des lois régissant la distribution spatiale des gisements d'or.

Comme zone de référence pour le développement et la validation des méthodes optimales d'analyse stochastique pour construire des cartes de prévision des zones aurifères on a choisi de bien étudier la Yenissei Ridge, où, d'une part des données géologiques et géophysiques sont disponibles et où d'autre part, 47 gisements aurifères sont connus. Pour cette raison, le district de l'Yenissei Ridge constitue un set d'apprentissage exceptionnel. La majeure partie des gisements

sont situés dans le district d'or du Nord-Yenissei, qui a été largement étudié (Petrovsky N., Bernstein P.S., Brovko G.N., Gavrilov A.M., Korneev T.Y., Lee L.W., Musatov Y.I, Novozhilov Y.I., etc.). Nous notons qu'à ce jour, diverses cartes prospectives sur la teneur en or dans le Ridge Yenissei ont été publiées. Elles sont fondées notamment sur les résultats des recherches de Brovkina G.N. (1985), Ruchkin G.V. et Konkin V.D. (1998), Simkin G.S. (1998), Konstantinov M.M (1998), Safonov Yu.G. (2007), Cherkasov S.V., (2008), Camomille (2010. C'est la convergence forte des résultats avec toutes les cartes prédictives déjà construites (chapitre 5) pour l'or, qui permettra de juger l'efficacité de la méthodologie proposée.

La prédiction spatiale des zones aurifères serait incomplète sans l'étude de la structure profonde de la région, avec la création d'un modèle tridimensionnel de l'Yenissei Ridge, basé sur les données géologiques et géophysiques. Dans le même temps, l'idée moderne de l'évolution des structures géologiques de la région est basée notamment sur les travaux de Kirichenko G.I., Lesgafa A.V., Kuznetsov Y.A., Musatova D.I., Semikhatova M.A., Sourkov V.S., Khain E., Volobuyeva M.I., Petrov O.A., Hersakovoy T.N., Konstantinov M.M., Cherkasov S.V., Safonov Yu.G., Vernikovskiy A.E.,. Vernikovskiy V.A, Datsenko V.M., Salnikov E.B., Ash A.M., V.P. Kovach, A.B. Kotov, Travin A.V..

I. ÉTAT ACTUEL DE LA PRÉVISION DES ZONES AURIFÈRES BASEE SUR DES DONNÉES GÉOLOGIQUES ET GÉOPHYSIQUES

« La science est du savoir organisé. »
Herbert Spencer

Les tentatives d'analyse du lien entre des gisements d'or avec la structure profonde de l'écorce terrestre ont été entreprises au cours du siècle denier. L'existence de tels liens était montrée d'une manière convaincante par Pejve A.V. en 1956 et, à partir de la fin des années soixante-dix, se développent des méthodes statistiques permettant des estimations. Pour la première fois, la méthodologie était décrite et formalisée par Berman M. en 1977.

On peut rappeler l'approche classique predictive des provinces d'or par l'analyse de la formation de minéralisations, dont les bases ont été jetées par Konstantinov R.M, Kuznetsova V.A, Roundkvist D.V., Tomson I.N., Chtcheglova A.D.. Konstantinov M.M. (2006). Ces auteurs proposaient la méthode suivante de l'analyse de la formation de minéralisations :

- Établissement des situations standards géologiques favorables à la présence et la genèse de gisements correspondant à un processus de formation donné ;
- Précision des frontières et les possibilités de l'application de la méthode des analogies des gisements, en utilisant à un même type de genèse ;
- Argumentation de la possibilité de la découverte de nouveaux gisements appartenant à la classe génétique étudiée, ainsi que de types non traditionnel ;
- Définition de la spécificité de la situation géologique de la formation des grands gisements de minerai.

Simultanément à cette approche se développe l'utilisation des méthodes mathématiques « des transformation » de l'ensemble initial des données géologiques et géophysiques en cartes indiquant les zones de probabilités hautes, moyennes et basses de présence de minéralisation. Un exposé complet de ces méthodes des transformations est donné dans les travaux de Knokx-Robinson (1997), Bonham-Carter (2002), Carranza (2009) et autres auteurs. À la différence des approches classiques, l'utilisation des modèles mathématiques prévoit suivant :

1. Partant des données géologiques et géophysiques, une base de données numériques est crée. Elle contient les propriétés topologiques des structures profondes et diverses couches paramétriques ;
2. Les couches paramétriques sont classées selon l'estimation de leur influence sur le contrôle des minéralisations et les résultats sont utilisés pour construire des cartes probabilistes de la minéralisation d'or ;
3. Les zones à prospecter en priorité sont alors mis en évidence.

Deux types de méthodes de construction des cartes prévisionnelles sont considérés (Knokx-Robinson et Groves, 1997) : conceptuel et empirique. La première méthode prévoit la définition des structures géologiques susceptibles de contrôler les minéralisations et les associations entre ces structures favorables à la genèse de gisements d'or. La méthode empirique se fonde sur l'analyse de la distribution spatiale des gisements d'or connus autour de divers types

d'objets géologiques. On espère déduire de cette analyse l'expression d'une loi statistique permettant de prévoir la localisation des gisements. La méthode est bien adaptée pour l'étude des structures géologiques de base.

L'étude de l'état de l'art du problème de la prévision des zones aurifères selon le regroupement des données géologiques et géophysiques montre la nécessité de l'élaboration d'une méthode universelle d'analyse statistique d'aide à la décision en exploration minière.

1. Les différents types de mineralisation aurifères

Задача прогноза и поиска золоторудных месторождений является приоритетной в современных экономических условиях. Несмотря на то, что золото является достаточно распространенным элементом, кларк его содержания в земной коре 4.95 10^{-7}%, и изучению определенных типов золоторудных месторождений посвящено множество научных работ, проблема формирования и критерии поиска золоторудных месторождений остаются спорными (Сафонов Ю.Г. 2007). Однако отметим, что месторождения золота, в основном, связывают с гранитоидами кислого и умеренно-кислого состава, реже с породами щелочного, основного и ультраосновного состава.

Решение прогнозных задач осуществляется в различных масштабах. Наиболее глобальными структурами, с точки зрения металлогенического анализа (Рундквист Д.В., 1975), являются золоторудные провинции – часть земной коры, представляющей собой сложную, но однотипную геологическую структуру. В пределах золоторудных провинций, как правило, распространены месторождения одной или двух золоторудных формаций. По времени формирования выделяют золоторудные провинции древних щитов и их обрамлений, протерозойские, каледоно-герцинские и мезо-кайнозойские провинции (Константинов М.М., 2006).

В пределах золоторудных провинций располагаются рудные районы. Томсоном И.Н. (1983) под рудным районом понимается: «металлогеническая площадь среднего масштаба и изометричной формы с общим повышенным фоном рудоносности, включающая промышленные объекты и контролирующаяся тектономагматическими (очаговыми) структурами, к которым приурочены зональные ареалы магматизма, геофизические аномалии и многоярусное оруденение». Современное определение рудного района дано Константиновым М.М. (2006) – «ограниченная по площади крупная территория повышенной рудоносности в пределах металлогенической провинции, характеризующаяся общностью геологического строения, истории развития и металлогении».

По мере развития потребностей классификации золоторудных месторождений приобретали целевой характер, возрастала их сложность. В последние 15 лет в связи с развитием формационного подхода научные классификации приобрели сложное системное строение. Целевые классификации — для прогноза, поисковые, промышленные, технологические и другие также существенно усложнились. В России первая классификация руд золота связана с именем Тетяева А.И., в тоже время, Булынников А.Я. в 1931г. классифицировал месторождения по минеральному (и химическому) составу и метасоматитам. Впервые формационную классификацию провел

Захаров Е.Е., которая в последующем развивалась Шило Н. А., Фогельманом Н.А., Воларовичем Г.П., Бородаевским Н.И., Радкевич Е.А. и Моисеенко В.Г., Щербаковым Ю.Г., Бойлем Р., и др.

В середине XX века была предложена следующая классификация золоторудных месторождений (И.Г. Магакьян, 1955):

1. Высокотемпературные гидротермальные месторождения золотоарсенопиритовой формации, залегающие среди докембрийских пород;
2. Среднетемпературные гидротермальные месторождения, залегающие в породах кровли мезо-кайнозойских и палеозойских гранитоидов, либо среди самих гранитоидов;
3. Низкотемпературные гидротермальные месторождения, связанные, как правило, с третичной вулканической деятельностью;
4. Железистые и свинцовые шляпы сульфидных месторождений, в которых золото накапливалось вместе с гидроокислами железа, карбонатами и сульфатами свинца, вторичными серебряными минералами;
5. Золотоносные россыпи, которые возникают в процессе разрушения коренных месторождений золота и золотоносных пород;
6. Формация метаморфогенных месторождений типа золотоносных конгломератов, подвергшихся метаморфизму.

Отметим, что в настоящее время именно формационные классификации наиболее точно отражают условия образования и состав месторождений золота (Константинов М.М., 2006). Наиболее полной является систематика ЦНИГРИ, на основе которой с успехом могут быть развиты частные классификации геохимических, минеральных, структурных, метасоматических и других типов месторождений.

Приведем современную геолого-промышленную классификацию золоторудных месторождений и признаки ведущих рудных формаций, предложенную Константиновом М.М. (2006):

- золотосеребряная (золототеллуридная, золотоадуляр-кварцевая, золотосеребро-адуляр-кварцевая), характерные геологические условия: вулканоплутонические пояса, активизированные области завершенной складчатости и срединные массивы;
- золотополисульфидная (золотоскарновая, золотомолибденовая, золотовисмут-теллуровая), характерные геологические условия: подвижные складчатые пояса с вулканогенно-карбонатным заполнением, активизированные области завершенной складчатости, срединные массивы;

- золотомышьяковисто-сульфидная (золотосульфидная, золотосурьмяно-ртутная, золотосульфидно-вкрапленная с тонкодисперсным золотом «карлинского типа»), распространены в пределах подвижных складчатых поясов с терригенно-карбонатным заполнением;
- золотокварцевая (золотопорфировая), распространены в пределах подвижных складчатых поясах с терригенным заполнением;
- золотосульфидно-кварцевая и золотожелезисто-кварцитовая, характерные геологические условия: зеленокаменные пояса древних щитов;
- золотоурановая (золотоносных конгломератов), характерные геологические условия: наложенные межгорные прогибы древних щитов.

Коренные месторождения золота промышленного значения относятся в основном к гидротермальному типу, и залегают на больших, средних и малых глубинах. Наиболее широко распространенными морфологическими типами промышленных рудных тел коренных месторождений золота являются: жилы и жилообразные залежи, жильные и минерализованные зоны, линзообразные залежи и штокверки. По минеральному составу руд коренных месторождений выделяются следующие основные формации («Методические указания …», 1974): золотокварцевая, золото-кварц-сульфидная, золотосульфидная и золото-серебряно-халцедоновая. Некоторые из них включают в себя по нескольку субформаций, отличающихся по комплексу рудообразующих минералов. По преобладающему составу нерудных минералов, слагающих золотые руды промышленного значения, выделяются кварцевые, баритовые, турмалиновые, карбонатные и скарновые формации. По характеру распределения золота различаются, имеющие четкие геологические границы и лишенные определенных геологических контуров. В первом случае вмещающие рудные тела породы не содержат золота в промышленных содержаниях. В тех случаях, когда рудные тела не имеют определенных геологических границ, оконтуривание рудных тел проводится по результатам опробования («Методические указания …», 1974). Наиболее многочисленными являются золоторудные месторождения жильного типа, принадлежащие к золотокварцевой формации с небольшим количеством сульфидов, часто залегающие среди флишоидных толщ. Данный тип месторождений, в основном, приурочен к системам трещин, согласных с простиранием осадочных пород (Казанский В.И., 1972). Месторождения жильного типа, расположенные в массивах интрузивных пород, имеют как золото-кварц-сульфидный состав, так и собственно кварцевый; нередко жилы достигают больших размеров по простиранию (до 2 -3 *км)* и по падению («Методические указания …», 1974). Зоны повышенной минерализации рудного золота обычно залегают среди гидротермально

измененных терригенно-осадочных или вулканогенно-осадочных пород и представляют собой участки тектонически ослабленных пород.

Таким образом, для каждого из перечисленных типов золоторудных месторождений ранее были установлены геологические поисковые признаки и условия их формирования. Однако и в настоящее время эти вопросы остаются остро дискуссионными для различных типов золоторудных месторождений. Первостепенной задачей поиска золоторудных месторождений является выявление рудоконтролирующих структур (РС).

Перед автором стояла задача изучения следующих типов золоторудных месторождений: золотокварцевой (месторождения Титимухта, Васильевское и др.), золотосульфидной (Олимпиадинское, Боголюбовское, Ведугинское и др.) и формацией золотоносных кор выветривания (окисленные руды месторождений Олимпиадинского, Ведугинского, Самсона и др.) и поиск соответствующих им РС (Григоров В.Т., 2003).

Типичными представителями золотокварцевой формации являются месторождения и рудопроявления, расположенные в зоне Ишимбинского разлома (Енисейский кряж). К месторождениям этой формации относятся Титимухтинское, Кварцевая гора, проявления Михайловское, ручья Золотого, Аяхтинское, Николаевское, Бабушкина Гора, Верхнеудерейское, Герфед, Васильевское, Боголюбовское, Попутнинское и ряд других месторождений и проявлений. Распределение золоторудных жил и зон кварцевого прожилкования контролируется зонами тектонических нарушений (Черкасов С.В., 2008). Золото-серебряно-кварц-сульфидная формация (Кузеевское, Богунаевское) проявлена в пределах Ангаро-Канской золотоносной зоны и мелкими проявлениями золотокварцевой формации в березитах Восточного Саяна.

Типичным представителем золотосульфидной формации является Олимпиадинское комплексное сурьмяно-золоторудное месторождение, находящееся в Северо-Енисейском золоторудном районе. Региональные особенности локализации этой формации определяются экзоконтактовыми зонами гранитоидных интрузий (татарско-аяхтинский комплекс γNP_1ta («Крупные и суперкрупные…», 2006), высокотемпературными зонами регионального метаморфизма, локализованными преимущественно в карбонатно-терригенных и терригенных формациях сухопитской серии R_{1-2}. Месторождения локализуются, как правило, в сравнительно слабометаморфизованных (зеленосланцевая фация) терригенных отложениях сухопитской серии R_{1-2} (кординская, горбилокская, удерейская свиты).

Результаты предшествующих геологических исследований (Черкасов С.В., 1999, Константинов М.М., 1999) показывают, что в пределах Енисейского кряжа перечисленные типы золоторудных месторождений имеют схожее генетическое происхождение (см.

раздел 3). Этот вывод повлиял на выбор объектов при формировании искусственных геологических моделей (см. раздел 2)

2. Hypothèses de relatives à la formation des systèmes minéralisés

Для целей изучения закономерностей размещения и формирования полезных ископаемых первостепенное значение имеет выявление связей между поверхностными и глубинными структурами земной коры («Крупные и суперкрупные…», 2006). Существование этих связей было убедительно показано А.В. Пейве (1956г.), на примере глубинных разломов, которые разделяют земную кору и верхнюю мантию на блоки, различные по истории развития и режиму тектонических движений. Эти блоки, развиваясь на протяжении длительных периодов геологической истории, влияют на распределение мощностей и фаций осадочных и осадочно-вулканогенных толщ, служат каналами для проникновения в верхнюю часть земной коры магматических расплавов, и нередко, определяют положение очагов, в которых зарождаются эти расплавы. Глубинные структуры, как правило, имеют большие размеры, превосходящие мощность земной коры, осложняют поверхность Мохоровичича и другие границы раздела, контролируют распределение неоднородных масс в мантии. Различают линейные и площадные глубинные структуры. К линейным структурам, относят глубинные разломы, различные по морфологии. Они приурочены к тектоническим областям разных типов. Площадные структуры весьма разнородны на платформах, в складчатых областях и местах тектономагматической активизации (С.В. Черкасов, 1999 г.), и часто ограничиваются глубинными разломами.

М.М. Константиновом (1999) установлены следующие глубинные рудоконтролирующие структуры для различных типов месторождений:

- для золотосеребряных месторождений – глубинные структуры рифтогенного типа и локальные зоны дефицита плотности на гипабиссальном уровне,
- для золотоуглеродистых месторождений – региональные структурные экраны, термокупольные структуры, фланговые части крупных линз разуплотнения на мезобиссальном уровне коры, крупные сложнопостроенные зоны складчато-разрывных нарушений,
- для золото-полисульфидо-кварцевых месторождений – купольно-блоковые структуры, длительной эндогенной активности, выраженные полифазными интрузивами и дайковыми сериями повышенной основности, которым отвечает система плотностных неоднородностей, уходящая на значительные глубины.

Одной из возможных моделей, объясняющей глубинное строение золоторудных районов, является обобщенная модель кондуктивно-конвективного тепломассопереноса. В

данной модели, которая была построена в процессе предшествующих исследований Северо-Енисейского золоторудного района (Черкасов С.В. и др., 1999), предполагается наличие в средней коре глубинной структуры в форме крупного сила (мощностью 10-15 км, до 100 км в поперечнике), характеризующегося пониженной плотностью и сейсмической прозрачностью (L.M. Cathles, 2003). Безусловно, такой силл не может быть однородным телом, его, скорее, можно охарактеризовать как зону относительно гомогенизированной земной коры с гранитизированными породами. В модели предполагается, что в период своего развития данная зона получила мощный приток тепловой энергии из более глубинных слоев, для которого она так же служит своеобразным «экраном» (L.M. Cathles и др., 1997). М.М. Константинов (1999) считает, что: «Математическое термодинамическое моделирование данного процесса указывает на то, что наиболее интенсивный тепловой поток из средней коры к поверхности должен наблюдаться в краевых частях среднекорового силла». В соответствии с предложенной моделью, наиболее перспективными для формирования крупных рудных объектов рудообразования в масштабах земной коры являются краевые части среднекоровых зон с пониженной плотностью. Предложенная модель кондуктивно-конвективного тепломассопереноса создает физические предпосылки для привлечения данных геофизических методов: гравиразведки, сейсморазведки и электроразведки (см. раздел 3).

3. Méthodes statistiques pour la prévision des gisements d'or

Классическим подходом при прогнозе золоторудных провинций можно назвать рудно-формационный анализ, основы которого были заложены Константиновым Р.М, Кузнецовой В.А., Рундквистом Д.В. (1975), Томсоном И.Н. (1983), Щегловой А.Д. и другими выдающимися учеными. На основе обобщения и систематизации методических материалов по прогнозу золоторудных месторождений, Константиновым М.М (2006) были предложены методические рекомендации при проведении рудо-формационного анализа:

1. Установить типовые геологические обстановки нахождения и формирования месторождений, относящихся к определенной формации.
2. Уточнить границы и возможности применения метода аналогий при оценке слабоизученных месторождений, используя их формационную принадлежность.
3. Обосновать возможность выявления как новых, так и нетрадиционных типов месторождений.
4. Определить специфику геологической обстановки формирования крупных рудных месторождений.

Следует отметить, что выполнение предложенных методических рекомендаций основывается на геологической концепции развития региона и формирования золоторудных месторождений, и часто приводит к успешным результатам.

Одновременно с этим подходом, для решения прогнозных задач на золото, развивается направление использования математических методов преобразований геолого-геофизических данных, в отсутствии единой концепции развития региона. Наиболее полно методы преобразований описаны в работах Knokx-Robinson (1997), Bonham-Carter G.F. (2002), Carranza E.G. (2009) и других авторов.

В математических моделях преобразований базовым понятием является параметрический слой: плоскость, находящаяся на высоте *H*, на которую проецируются однотипные геологические объекты. При выборе геологических объектов для составления параметрического слоя, чаще всего, используют информацию о возрасте, составе, а также физических характеристиках горных пород. Эти данные могут быть получены при прямых исследованиях, таких как датировка возраста пород, петрографические и геохимические исследования скважин и др. С другой стороны, в ходе интерпретации геофизических данных и построении плотностных, магнитных, сейсмических и электрических и др. моделей могут быть получены косвенные данные о глубинных свойствах пород. Такой подход позволяет максимально учитывать априорную информацию при составлении модели изучаемого объекта и задании необходимого количества параметрических слоев (см. раздел 2)

В отличие от вышеописанного рудо-формационного анализа, использование математических моделей предусматривает следующую этапность решения поставленной задачи (рис. 1.1):

1. По исходным геолого-геофизическим материалам формируется база данных различных параметрических слоев, отражающих топологические и физические свойства РС.
2. Проводится классификация параметрических слоев и оценка влияния каждого из них на результат построения прогнозной карты для поисков золоторудных месторождений.
3. Определяется оптимальный метод преобразования базы данных параметрических слоев.
4. Выделяются участки, перспективные под поиски золоторудных месторождений, на основе применения оптимального метода преобразования.

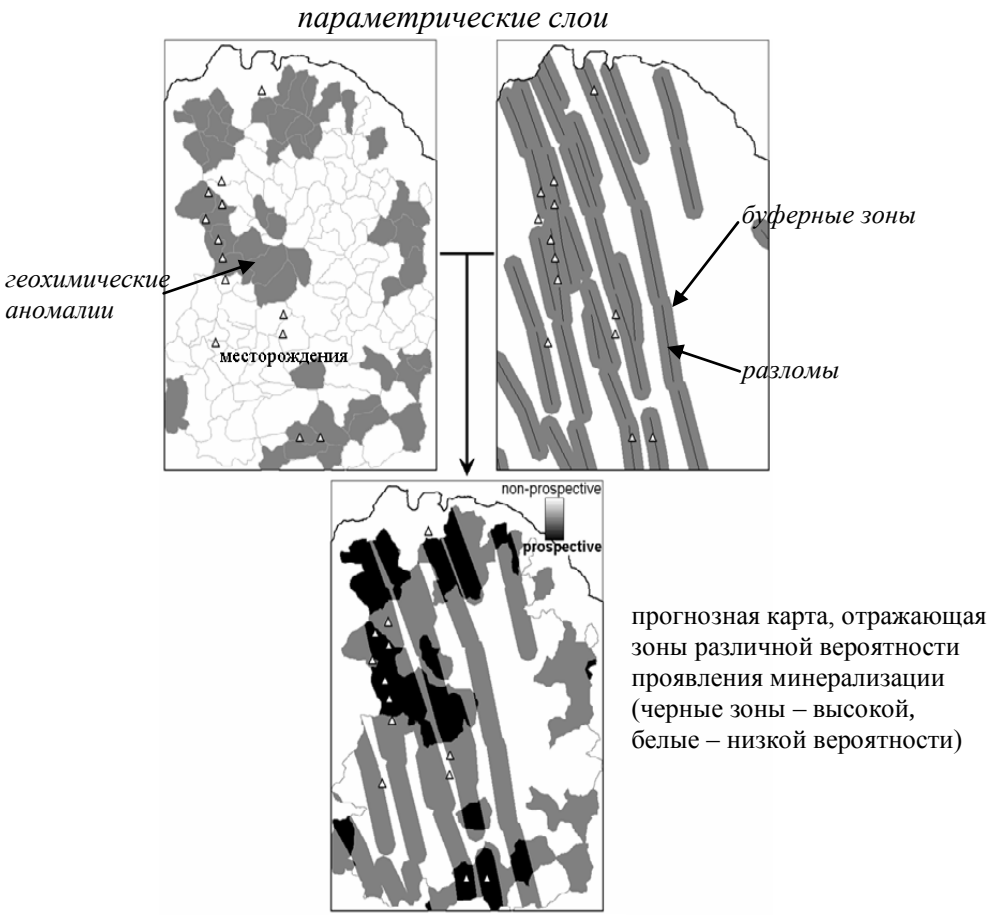


Рис. 1.1 *Принцип статистического анализа геологических данных для целей построения прогнозных карт на поиски месторождений (Carranza E.J., 2009)*

Методика поисков и разведки в значительной степени зависит от характера рельефа местности и обнаженности района. По характеру рельефа местности могут быть выделены следующие группы районов («Методические указания …», 1974): резко расчлененные высокогорные и среднегорные районы с очень крутыми скалистыми склонами (например, высокогорные районы Средней Азии, Кавказа, Алтая, Якутии, Камчатки); среднегорные и низкогорные районы с умеренными относительными высотами и сглаженными склонами и водоразделами, покрытыми рыхлыми отложениями (большинство районов Урала, Западной и Восточной Сибири, Дальнего Востока, Якутии и Северо-востока России); выровненные районы, со слабо расчлененным рельефом (большая часть Восточного и Северного Казахстана, восточный склон Урала, пустынные районы Средней Азии, межгорные впадины Восточной Сибири, Дальнего Востока.

Ранее отмечалось, что существует два метода построения прогнозных карт (Knokx-Robinson C.M., 1997): концептуальный и эмпирический. Ясно, что первый метод предусматривает использование определенной геологической концепции формирования структур, и связанных с ними определенных типов золоторудных месторождений. Эмпирический метод основывается на анализе пространственного распределения

известных рудных скоплений вокруг различных типов геолого-тектонических объектов, что предусматривает обнаружение статистически значимой связи между ними. Метод хорошо адаптирован для изучения геологических структур кристаллических щитов.

Изучение современного состояния проблемы прогноза крупных золоторудных зон по комплексу геолого-геофизических данных показывает необходимость в разработке универсальной методики статистического анализа для решения прогнозных задач на золото (см. раздел 2).

4. La prévision des zones aurifères par des méthodes géophysiques

В последнее время, при поисках и прогнозе, как коренных, так и россыпных месторождениях золота получили широкое распространение геофизические методы исследования: электроразведки, магниторазведки, гравиразведки, сейсморазведки и радиометрии. Одним из преимуществ исследований геофизическими методами является существенное сокращение объема бурения. Геофизические работы проводятся на достаточно большой территории и с высокой детализацией (в зависимости от поставленной задачи), и последующим бурением выявленных структур.

Наиболее широко применяется электроразведка, включающая разнообразные методы. Используется для целей прослеживания рудных тел с высокой и низкой электропроводностью, зон тектонических нарушений, геологических контактов и картирования геологических образований, имеющих различные электрические параметры (Хмелевской В.К., 1997). Широкое применение получил метод электропрофилирования на постоянном и переменном токе, с помощью которого с одной стороны решаются задачи поисков рудных тел, а с другой - геологического картирования. При поисках и прослеживании хорошо проводящих рудных тел используются также следующие методы: вертикальных электрических зондирований (ВЭЗ), естественного поля (ЕП), вызванной поляризации (ВП), дипольного индуктивного профилирования (ДИП) и др.

Магниторазведка, при поисках месторождений представленных золотокварцевыми жилами, используется с целью геологического картирования перспективных площадей для более детальных поисков. Методы магниторазведки позволяют оконтуривать рудные поля, и в некоторых случаях для непосредственного выявления золотокварцевых и золотосульфидных жил (Логачев А.А, 1979). Первичные предположения о местах локализации рудных объектов могут быть сделаны на основе анализа магнитных карт масштаба 1:200000. На данном этапе работ, в частности, возможно выделение позднекаледонских массивов, отличающихся высокой интенсивностью аномального

магнитного поля. При детальных съемках масштаба 1:25000 становится возможным выявление малых интрузивных тел, прослеживание гидротермально измененных зон в эндо- и экзоконтактах, к которым непосредственно приурочены рудные тела.

В настоящее время гравитационный метод является одним из ведущих методов структурного картирования золоторудных районов. При изучении рудных полей методы гравиразведки решают следующие задачи (Гладкий К.В., 1967):

- выявление и изучение рудоносных интрузивных и вулканических тел;
- картирование рудовмещающих и рудоконтролирующих тектонических нарушений;
- изучение рудоносных пликативных и геоморфологических структур;
- выявление зон гидротермального метаморфизма и околорудных изменений вмещающих пород.

Каждому типу интрузивных образований, таких как гипербазиты, граниты, сиениты, грано-диориты и др., будет отвечать гравитационное поле определенного характера и интенсивности. Данный специфичный характер поля обусловлен плотностными характеристиками пород, и существует несколько геолого-геофизических критериев выделения магматических образований, которые определяются следующими геологическими факторами (Бродовой В.В., 1990):

- интрузии образуют резко ограниченные тела, как правило, отличающиеся от вмещающих пород по физическим свойствам;
- внутренняя структура интрузий обуславливает появление специфических гравитационных аномалий, отличных от аномалий созданных вулканогенно-осадочными формациями;
- интрузивные образования складчатых областей приурочены к протяженным интрузивным поясам, тяготеющим, в свою очередь, к глубинным разломам в земной коре.

В основном при поисково-разведочных работах на золоторудные месторождения, гравиразведку используют для решения структурных задач (Бродовой В.В., 1990). В золоторудных районах применяют гравиразведку, начиная с регионального изучения (М 1:200000), и заканчивая детальными исследованиями месторождений. Крупномасштабные карты поля силы тяжести (М 1:50000) используются для изучения малых интрузивов, разрывных нарушений и зон гидротермального метаморфизма. Метод эффективен при уточнении контуров и контактов малых интрузий, особенно если они осложнены немагнитными разностями интрузивных пород.

При поисках золоторудных месторождений сейсморазведка применяется редко, что объясняется сложным сейсмогеологическим строением рудных районов. В основном, сейсморазведка применяется: при картировании поверхности коренных пород; при выявлении РС; при картировании пластов метаморфических и изверженных пород; для трассирования зон разрывных нарушений. Методы радиометрии (гамма-съемка и др.) применяются только при наличии повышенной радиоактивности золотых руд для поисковых целей и геологического картирования.

5. Approches actuelles de la modélisation numérique d'un objet géologique en 3-D

Благодаря развитию компьютерной техники и программного обеспечения, появилась возможность оперировать большим объемом высокоточных цифровых геолого-геофизических данных, покрывающих обширные по площади региональные структуры (Енисейский кряж, Алдан-становой и Анабарский щиты, Балтийский щит и др.). Это привело к тому, что появилась возможность создавать не только двумерные геологические модели земной коры, но и решать задачи трехмерного геологического моделирования РС при региональных исследованиях. Разработано множество программных продуктов для создания и обработки цифровых баз геолого-геофизических данных: ArcGis (ESRI), MapInfo (Pitney Bowes Software Inc.); для интерпретации геофизических данных: Oasis Montaj (Geosoft), Encom Discover (Encom); для создания цифровых трехмерных геологических моделей, а также решения прямой трехмерной задачи гравимагниторазведки и сейсморазведки: RockWorks (RockWare), 3Dgeomodeller (BRGM), Cocad (Paradigm) и другие.

В современных программных продуктах реализовано множество подходов при создании объемных (3D) цифровых геологических моделей (Calcagno P, 2008). В диссертационной работе автор использует один из них, реализованный в программе 3Dgeomedeller (BRGM). Алгоритм создания трехмерных цифровых моделей, используемый в программе, основывается на построении различных поверхностей геологических слоев (кровли или подошвы), используя: пространственные координаты точек контактов геологических слоев и тектонических разломов, а также для моделирования глубинного строения, данные об элементах залегания. При этом существует два подхода построения поверхности геологических слоев (Calcagno P, 2008):

- «прямой», когда известна аналитическая функция, описывающая поверхность (кровля или подошва) геологических слоев;
- «косвенный», в случае если аналитическая функция, описывающая поверхность геологического слоя неизвестна

«Прямой» подход возможен только при создании искусственных геологических моделей, так как в реальных условиях аналитические функции, определяющие поверхности геологических слоев практически не установимы.

В случае использования «косвенного» подхода задание аналитического вида функции возможно на базе имеющейся априорной информации. В соответствии с «косвенным» подходом поверхности геологических слоев, заданных изолиниями одинаковых значений, определяются скалярным полем, градиенты или производные которого задаются направленными данными (Lajaunie и др., 1997). Рассмотрим случай, когда известны некоторые значения скалярного поля, определенного во всем пространстве уравнением: $f(x, y, z) = V$. Зададим, что поверхности V_0 (V_1) будет соответствовать множество точек с координатами (x, y, z), для которых справедливо $f(x, y, z) = V_0$, но аналитическое уравнение, которой не известно. Тогда множество точек (x, y, z), для которых выполняется неравенство $V_1 \geq f(x, y, z) \geq V_0$ образует объем (геологический слой), ограниченный поверхностями (кровлей и подошвой слоя) V_0 и V_1.

Для расчета поверхностей V геологических слоев, во всем объеме модели используется методика интерполяции данных, в основе которой лежит два предположения. Во-первых, предполагается, что моделируемые границы геологических слоев образуют множество параллельных поверхностей (соответствует слоистой среде). Данные предположения выполняются для большинства геологических ситуаций, соответствующих (Calcagno P, 2008):

- осадочным бассейнам, для которых характерно параллельное залегание геологических границ между стратиграфическими комплексами;
- местам внедрения интрузивных пород, в этом случае при интерполяции необходимы данные о внутреннем строении для определения формы интрузивов;
- областям развития метаморфизма, когда можно предположить, что границы между стратиграфическими комплексами параллельны;

Во-вторых, предполагается, что данные о залегании структур могут быть преобразованы в векторные данные только при условии известных координат минимум двух точек наблюдения и одним элементом залегания для каждого слоя.

Для определения вышеописанных аналитических функций, в используемом программном обеспечении 3Dgeomodeller реализован многомерный геостатистический метод под названием «кригинг». Метод интерполяции «кригинг» позволяет рассчитать

функцию *f*, описывающую скалярное поле V по значениям в точках наблюдения (x, y, z). В основе метода лежит одновременная интерполяция нескольких переменных величин (нескольких геологических слоев), учитывая пространственно-корреляционные связи между ними. При таком подходе границы геологических слоев могут быть представлены либо изолиниями (2D), либо изоповерхностями (3D) поля (рис. 1.2).

Скалярное поле V полностью определяется во всех точках методом кригинга. Данный алгоритм был описан Lajaunie (1997). Интерполяция зависит от функции ковариантности скалярного поля, но, как правило, она не известна. Используя кубическую ковариантность, и найдя решение системы уравнений, получаем интерполяцию скалярного поля.

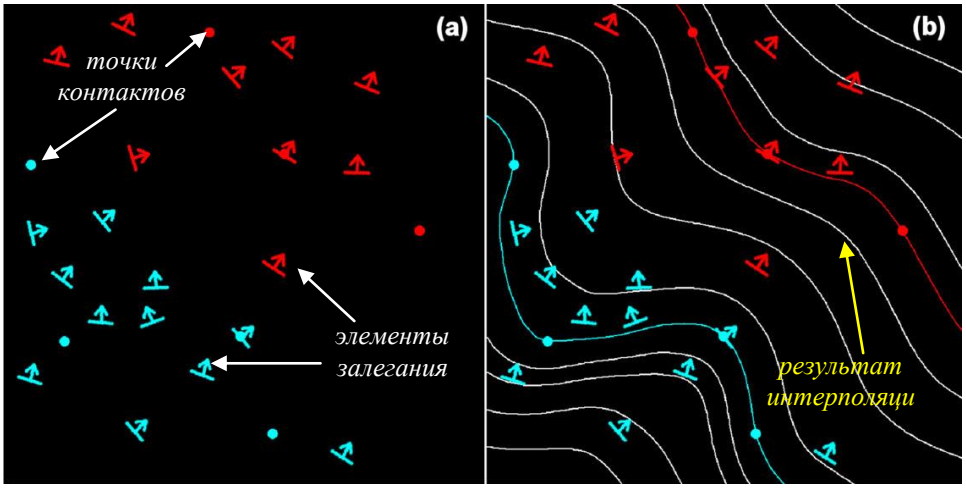


Рис. 1.2 *Принцип моделирования трехмерных геологических моделей(Calgano et al, 2008)*
а) точки контактов геологических слоев и элементы залегания, б) результат интерполяции

Как было сказано, выше в программе реализован алгоритм моделирования разрывных нарушений. При моделировании разломов добавляют пространственную периодическую непрерывную функцию при интерполяции скалярного поля методом «кригинг» (Calcagno P, 2008). Данная функция принимает значение 0 с одной стороны от моделируемого разлома и меняет своё значение в пределах от 1 до 0, в зависимости от положения вдоль разлома и расстояния до разлома с другой стороны.

Реализация описанного подхода трехмерного геологического моделирования успешно опробована и описана на примере ряда территорий (Guillen A., 2008). Автором впервые применен данный подход для создания новой трехмерной физико-геологической модели Енисейского кряжа. В дополнении к этому, в программе 3Dgeomodeller реализован алгоритм решения прямой задачи гравиразведки, который позволил подобрать оптимальную трехмерную плотностную модель, не противоречащую современным представлениям о развитии Енисейского кряжа (см. раздел 3).

II. METHODOLOGIE DE L'ANALYSE PROBABILISTE DES RELATIONS SPATIALES ENTRE LES GISEMENTS AURIFERES ET LES STRUCTURES CRUSTALES

« Un mathématicien est un aveugle qui, dans une pièce sombre,

cherche un chat noir qui n'y est pas »

Charles Darwin

L'étude des objets géologiques, comme celle des processus de genèse, montre que la situation réalisée dans des milieux naturels, est telle que la prédiction exacte des propriétés des objets est impossible. C'est pour cette raison que les objets étudiés en géologie, sont en général, considérés comme des variables aléatoires. C'est donc sous l'angle probabilistique que les relations spatiales entre gisements et structures géologiques a été abordé.

Dans cette thèse, le principe stochastique a été utilisé pour modéliser la structure des objets géologiques. Les objets géologique de même nature sont classés et présentés comme les couches paramétriques de la base de données. Pour chaque couche paramétrique, les cartes des distances minimales ¿entre objets géologiques de la couche et objets d'étalon de la couche sont construites. La distribution de ces distances permet l'élaboration d'une loi à partie de laquelle les cartes de distance sont transformées en cartes probabilistes. correspondant à des significations de la perspectivité sur la minéralisation d'or. La carte finale des zones de prospection des gisements d'or sera réalisée par: soit l'intersection des cartes probabilistiques; soit en associant, suivant un mode déterminé, les cartes probabilistes de chaque couche paramétrique. Dans ce processus, deux étapes présentent une importance primordiale :

(1) Le choix de la méthode de transformation des cartes de distances des couches paramétriques en cartes probabilistiques ;

(2) Le poids de chaque carte probabilistique de chaque couche paramétrique à l'heure d'associer les cartes probabilistiques pour produire une carte de prédictivité utilisable en prospection.

L'un des objectifs de cette thèse est de créer des modèles mathématiques correspondant aux contextes géologiques des gisements d'or. De ce point de vue, sur une surface ou zone d'étude bien définie, il est nécessaire de disposer des coordonnées spatiales des gisements d'or connus, ainsi que elles des objets géologiques susceptibles de contrôler la position des minéralisations. Pour réaliser les analyses ultérieures, la forme des objets géologiques est approchée à l'aide de formes géométriques simples: polygones, ellipses, lignes ou points. En fait, les polygones peuvent représenter les contours des intrusions, les lignes des failles ou des fractures et les points les gisements. Ayant représenté un tel modèle, nous pouvons étudier les relations spatiales entre ces objets: soit par la distance entre les gisements d'or connus et les intrusions; soit par la distance entre les objets or et les fractures. Un des problème à résoudre est celui de la détermination de la quantité optima d'objets permettant d'établir les lois de corrélation spatiale entre les objets géologiques et les gisements d'or.

1. Modélisation directe probabaliste

Cette étude a fait l'objet d'article conjoints soumis à Ore Geology Reviews.

DIRECT STATISTICAL MODELING AND ITS IMPLICATIONS FOR PREDICTIVE MAPPING IN MINING EXPLORATION

B.V. Sterligov[1, 2, 3], C. Gumiaux[1], L. Barbanson[1], Y. Chen[1], D. Cassard[4], S.V. Cherkasov[3], L.A. Zolotaya[2]

1. *Université d'Orléans, Université François Rabelais – Tours, CNRS/INSU, Institut des Sciences de la Terre d'Orléans - UMR6113, Campus Géosciences, 1A rue de la Férollerie, 45071 Orléans cedex2, France*

2. *Lomonosov Moscow State University, Faculty of Geology, 119991, GSP-1, Leninskie Gory, Moscow, Russian Federation*

3. *Russian-French Metallogenic Laboratory, 125009, Mohovaya, 11, building 2, Moscow, Russian Federation*

4. *BRGM – Centre scientifique et technique, 3 avenue Claude Guillemin, BP 36009, 45060 Orléans cedex 2, France*

Corresponding author: B.V. Sterligov; *e-mail address*: bsterligov@gmail.com

Abstract

Recent progresses in geosciences make more and more multidisciplinary data available for mining exploration. This allowed developing methodologies to compute predictivity or forecast ore maps from the statistical combination of such different input parameters. However, all of these methods are based on the inverse problem theory and questions on the entry conditions necessary to perform statistical analyses and modeling are often poorly addressed.

In this study, a direct statistical modeling approach is proposed. Using newly developed software, the spatial distribution and the topology of objects (polygons and polylines) are controlled by some parameters defined by users (e.g. density, length, surface, orientation and clustering of objects). Then, the distance of points of interest with respect to a given type of objects (polygons or polylines) is given using a probability distribution function.

The statistical analyses of output results from the direct modeling process show that i) values of mean relative surface of polygons, mean relative length of polylines, the number of objects and their clustering are critical to statistical appraisals, and ii) the validity of the different tested inversion methods strongly depends on the relative importance and on the dependency between the parameters used. In addition, this combined approach of direct and inverse modeling offers an opportunity to test the robustness of the inferred distribution point laws with respect to the quality of the input data set. Finally, a workflow is proposed for the analysis and preparation of cartographic data in a way to perform predictivity map computations.

Keywords: modeling, statistics, predictivity maps, deposits.

1. Introduction

Recent progresses in geosciences for both fundamental understanding and economic application make more and more multidisciplinary data available. Newly developed Geographical Information System (GIS) and statistical methods allow combining datasets, such as geological and geophysical data, to establish predictivity maps for environmental hazards or mining exploration. For instance, mineral deposits are often dependent on several parameters such as the lithology of hosting rocks, the proximity with faults or ductile shear zones, and the proximity with magmatic intrusions. Therefore, for the specific case of mining exploration, the computation of a forecast maps is often based on the integration of numerous data sets such as geochemical measurements (rock or soil exploration geochemistry), geological mapping (lithological contacts, faults or shear zones) and geophysical data (gravimetric or magnetic anomaly maps, etc.; Figs. 1a and 1b) (Adams, 1985; Knox-Robinson et al, 1997; Billa et al, 2004; Roy et al, 2006; Cassard et al, 2008; Feltrin, 2008).

Practically, each one of the variables (set of geo-objects) is referenced as a map layer in a corresponding geodatabase. Variable values are transformed to corresponding score grids using reclassification methods. The final predictive map is then obtained by a combination of each individual score grid in the studied area, the highest values of the combined score grids reflecting the maximum probability to find new potential ore deposits in the field. In such approach, two steps are of particular importance: i) the choice of one of statistical methods used for the reclassification of continuous values to discrete scores and ii) the distinction between the different degrees of influence of the variables and, thus, the corresponding weight given for the final map computation.

In most of the studies, statistical computations are based on distance distribution methods (Berman M/, 1977, 1986; Bonham-Carter G.F., 2002; Carranza E.J., 2009). From a theoretical point of view, this kind of distance distribution method is based on a comparison between the expected spatial distribution (distance distribution between geo-objects and all points on the map) and the observed distribution (also named empirical distribution – distance distribution between geo-objects and a given set of points, like deposits). This method has been formalized and demonstrated by Berman M. (1977).

Previous studies often concentrate on the ‘inversion’ of natural data set in a way to obtain predictivity maps. Classical mathematical models of ‘inversion’ include Boolean methods (Bonham-Carter, 2002), fuzzy logic (Bonham-Carter, 2002), weight of evidence (index overlays; Bonham-Carter, 2002) and algebraic methods (e.g. Siris; Vaillant et al., 1995). The accuracy of these approaches has often been discussed (Knox-Robinson et al, 1997; Bonham-Carter, 2002;

Carranza, 2009). However, as shown in this study, the "minimum requirements" needed for input parameters (number of minimum data points, spatial distribution of objects, etc) is of crucial importance for statistical computations, but this has often only been poorly expressed in previous studies. In addition, studies can have been made for contrasted scales from regional (e.g. Adams, 1985) to more local scales (e.g. Feltrin, 2008) and one can wonder if scale validity limits exist for the application of the 'inversion' methods.

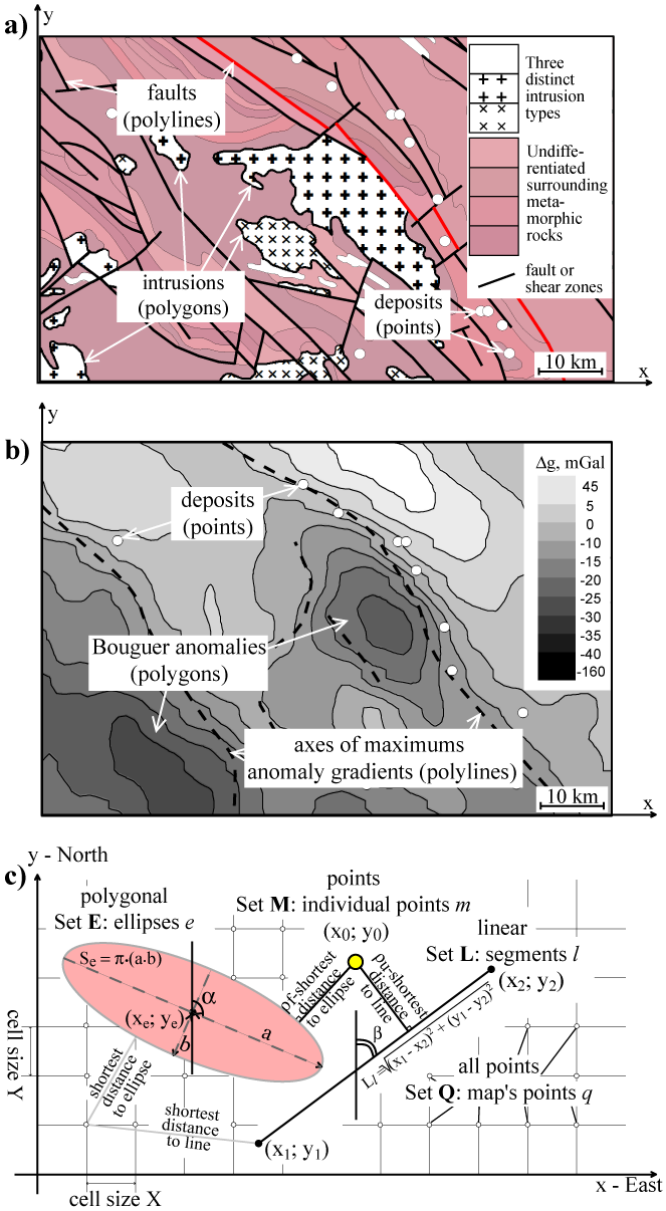


Figure 1. The location of ore deposits can often be regarded as dependent on their spatial relationships with geological structures and/or "geophysical data". In map view, such configuration can be modeled using three types of geometrical objects: points, lines and polygons. a) Example of a geological map (one segment of the Yenisei Ridge, Russia) showing the distribution of gold deposits (points) around granite type intrusions (polygons) and faults or ductile shear zones (lines); b) Example of a Bouguer anomaly map in the same metallogenic province. Bouguer anomalies and the derived gradient can be viewed as polygonal areas and as linear segments, respectively; c) Geometrical conceptual model showing how spatial relationships can be computed in between points (ore deposits; cf. set $\mathbb{M}$) and linear or polygonal objects (cf. sets $\mathbb{L}$ and $\mathbb{E}$, respectively). Lines can be presented as successions of segments and polygons as circles or ellipses. Geometrical parameters used in this study are indicated. Set $\mathbb{Q}$ corresponds to a set of q points evenly distributed along a lattice grid and which represent any given location of the map surface.

In order to evaluate the constraints on the input parameters and make application of reverse methods more objective, a direct statistical modeling approach is developed in this study. The method is designed in a way to insure a-dimensionality with respect to scale. This approach particularly focuses on the analysis of spatial relationships between location of points and various objects (e.g. polygons and/or polylines) which is particularly well adapted to constrain

the influence of intrusive bodies (polygons) and faults or ductile shear-zones (polylines) on spatial location of ore deposits (point objects; Figs. 1a and 1b). We propose here to test and argue the "minimum requirements" needed if one wants to perform a statistical analysis and 'inversion' from natural data set (e.g. geological and geophysical data). The "minimum requirements" refer here to i) the minimum number of observed ore deposits demanded to insure a correct analysis, but also ii) the limits on the density and spatial distribution of geometrical objects constituting the geological map, and iii) the quality of the initial cartographic data. In this study, this parametrical analysis has been performed either empirically or theoretically. The "empiric" way consists in comparing *input* (guided by the natural phenomenon) and *output* (information obtained from the observations) probability distributions. If the two distributions well fit, then the original parameters used for the considered case study are included in the limits of the requirements.

New software has been developed here in a way to compute synthetic cartographic models based on given statistical entry parameters (see details below). This software permits the automating construction of numerous models with similar statistical parameters and the automating comparison of the *input* and *output* distributions for each one of these models.

The new results coming from such a direct modeling approach give quantitative constraints on the use of input parameters if anyone wants to apply forecast map calculation method for a given case study. Finally, this work presents a new statistical and 'universal' way to classify the importance among the different variables used for such forecast statistical modeling approach, regardless of the inversion method used.

2. Direct Statistical Modeling

This study focuses on the spatial relationships in between ore deposits and intrusions and/or cartographic structures. For synthetic model computation, whatever their size, ore deposits are considered as individual points referenced by their centre position coordinates (x_0, y_0) (Fig. 1c). For simplifications, map scale structures (polylines corresponding to faults or shear zones) are modeled as segments and the polygons (corresponding to the intrusions) as ellipses (Fig. 1c). In the software developed for this study, the synthetic model is computed following two steps with i) geometrical map model construction (spatial distribution, preferred orientation, size and number of segments and ellipses) and ii) distribution of the points of interest through the considered area of the model. Following a given probability distribution law, locations of these points are calculated as a function of the spatial distribution of the geometrical objects drawn on the map during the previous computation step.

Before to detail the main two steps, in the following parts, two remarks must be done here. First, only the topological characteristics of the polygonal or lineal objects are considered

in this approach, whatever their nature or age. This must be taken in mind during the selection of the pertinent structures susceptible to control the location of ore deposits. Second, for a given area, if one wants to highlight the influence of geological structures on the spatial distribution of deposits, the primary task consists in revealing the statistical parameters describing spatial relationships among the different mapped objects. In our study, synthetic models are computed using a-dimensional, 2D Cartesian coordinates but for natural case studies, in a way to insure a correct minimum distance computation in-between objects, spatial data must be projected using a square metric coordinates system (e.g. Universal Transverse Mercator, Lambert conical projection, etc). Using GIS software, such minimum distance can be obtained using Euclidian distance calculation tools in a 2D projection plane.

2.1 Geometrical map model construction

At very first, it is necessary to define the parameters of the studied zone; the envelope geometry of such an area might be complex and the error induced on its surface estimation may directly influence the statistical outcome. Thus, for simplicity at this stage, a square form is chosen for the map surface, with a given length of side and a standard unit. When dealing with natural data sets, the size of the studied zone should be chosen to cover, on one hand, all available geological and geophysical surveys, and, on the other hand, geological structures that could influence the location of investigated objects, as deposits, for instance.

In a way to compute realistic automatic synthetic maps, two different sets of objects are considered in this study:

$$\mathbb{L} = \{l \mid A(l)\}, \tag{2.1}$$

a set of linear form objects (segments l) possessing a characteristic property $A(l)$ and

$$\mathbb{E} = \{e \mid B(e)\}, \tag{2.2}$$

a set of polygonal form objects (ellipses e) possessing a characteristic property $B(e)$ (Fig. 1c). The geometrical properties of these shape objects are computed on the basis of different parameters (see details below). These objects are distributed over the area in a way to constitute the simple map scheme of the synthetic model.

2.1.1 Initial parameters of the different cartographic objects sets

During the computation process, the parameters defining the shape and location of objects – i.e. ellipses and segments – can either be fixed by users or automatically calculated by the software (*cf.* random distribution in the limits of other given parameters).

Considering the set $\mathbb{E}$ of ellipses, the only one parameter that must be fixed by users is S_E – the total surface of ellipses - expressed as the ratio of the area occupied by ellipses on the one of the model zone:

$$p = S_E/S \cdot 100\% \tag{2.3}$$

All others parameters can either be fixed or automatically calculated. N_E is the number of ellipses drawn on the map. The shape of each individual ellipse e from set $\mathbb{E}$ is given by the equation

$$\frac{(x-x_e)^2}{a^2}-\frac{(y-y_e)^2}{b^2}=1, \tag{2.4}$$

with (x_e, y_e) the coordinates of its centre and a and b its semi axes lengths. The ratio a/b may be randomly calculated, with the condition $a/b \geq 1$, or fixed by users. The surface of individual ellipses is defined by

$$S_e = \pi \cdot (a \cdot b) \tag{2.5}$$

and the total surface of ellipses set thus equals

$$S_E = \sum_{e=1\ldots N_E} S_e \tag{2.6}$$

The orientation of each ellipse is defined by α, angle between the long semi axis a of the ellipse and Y (Fig. 1c).

An important characteristic of the set $\mathbb{E}$ is the cluster factor (Clark and Evans, 1954), which can be calculated as following

$$G_E = \bar{\rho}_A / \bar{\rho}_E, \tag{2.7}$$

where

$$\bar{\rho}_A = (\sum \rho_e) / N_E \tag{2.8}$$

is the mean distance between the center of an ellipse to the center of the nearest neighbor one, ρ_e the distance between a given ellipse to its nearest neighbor and

$$\bar{\rho}_E = 1/(2\sqrt{\delta_E}) - 2\bar{R}_e \tag{2.9}$$

the mean distance between nearest neighbor ellipses expected in an infinitely large random distribution of density

$$\delta_E = N_E / (S / (cellsizeX \cdot cellsizeY)), \tag{2.10}$$

$$\bar{R}_e = \sqrt{S_e / \pi} \tag{2.11}$$

the average radius of ellipses and

$$\bar{S}_e = S_E / N_E \tag{2.12}$$

the average surface of ellipses;

$$\sigma_{\bar{\rho}_e} = 0.26136 / \sqrt{N_E \delta_E} \tag{2.13}$$

the standard error of the mean distance to nearest neighbor in a random distribution of density δ_E and

$$c_E = (\bar{\rho}_A - \bar{\rho}_E) / \sigma_{\bar{\rho}_e} \tag{2.14}$$

the standard variance of the normal curve. It is notable that the group factor G_E ranges from clustered (0) to uniform (2.1491) spatial distribution and equals 1 for a purely random distribution pattern (see Clark and Evans, 1954).

The basic parameter of set $\mathbb{L}$ of segments l is L, the total length of segments, and N_L, the number of segments. Segments are defined by the coordinates of their origin (x_1, y_1) and end (x_2, y_2) summits. The length of a segment equals

$$L_l = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}\ , \tag{2.15}$$

and has an orientation of azimuth β (Fig. 1c). Thus the total cumulative length for the segments set is

$$L = \sum_{l=1\ldots N_L} L_l \tag{2.16}$$

2.1.2 Algorithm for the objects spatial distribution

The determination of the parameters, that qualify the shape, orientations and spatial distribution (cluster factor) of the objects, can either be fixed by users or automatically and randomly adjusted by the software. As shown on the flow chart of figure 2, the algorithm used for construction of the direct map model consists in three steps for definition of ellipses' parameters and two for the segments' ones.

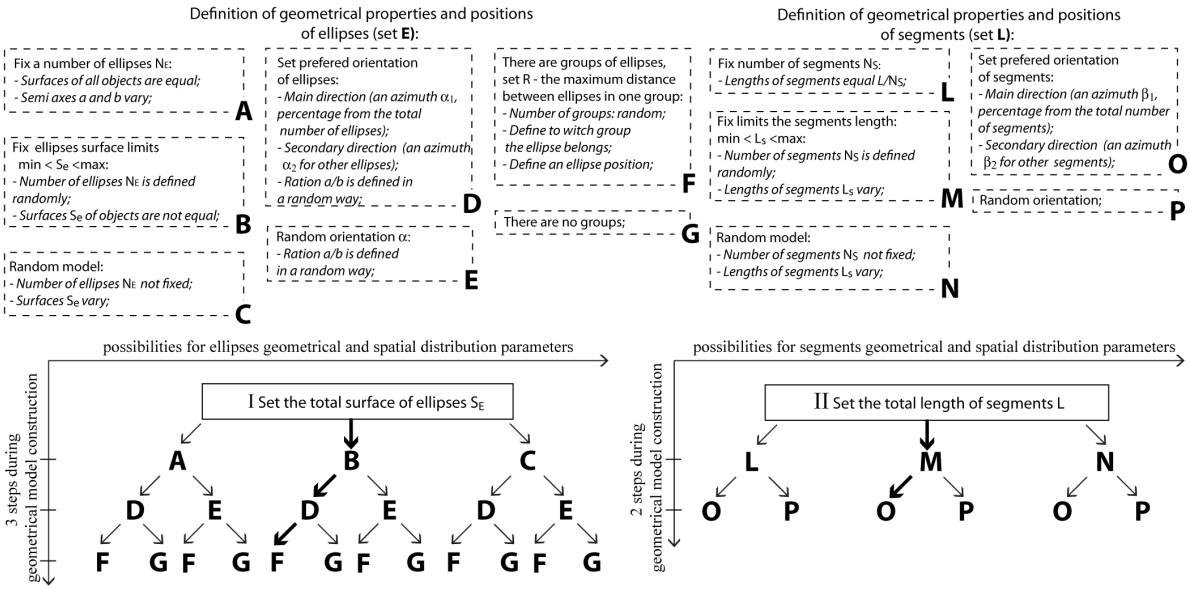


Figure 2. Flow chart of the algorithm used for the construction of the geometrical model. Each column corresponds to one parameter and each capital letter refers to one given possibility for the given parameter. Details are given in the corresponding boxes in the upper part of the figure.

Considering the ellipses' parameters, the first step consists in defining the proportion of the area they occupy throughout the model surface. Three alternate choices can be done (blocks A, B and C on Fig. 2): i) a fixed number of ellipses with equal surfaces of the objects but possible various shapes, ii) the range for ellipses' surfaces values is given using their semiaxes (*a*, *b*) length or iii) the number and surface values of individual ellipses are randomly defined.

The second step consists in defining the ellipses' orientation with two alternatives (blocks D and E on Fig. 2): i) one principal orientation, with an azimuth α_1, is fixed for the majority of ellipses and a secondary orientation, with an azimuth α_2, for the remaining ellipses or ii) orientations for all ellipses are automatically and randomly defined. Still for the ellipses set, a third step consists in defining the clustered character of the ellipses through the map using the shortest distance in between centers and the group factor G_E calculation (blocks F and G on Fig. 2). Given all of the above fixed or automatically calculated parameters, N_E ellipses are finally drawn, one after the other, on the synthetic map model. One additional principle included in the algorithm is to avoid solutions where ellipses intersect; if so, the newly created ellipse is rejected and another computation round is performed as far as the equation for a valid ellipse object can be found.
The computation algorithm results in twelve possible variants for the initial definition of the ellipses' parameters, each corresponding to a certain type of map configuration of the direct model.

Concerning the definition of the parameters for the segments set, the first of two steps consists in determining the number and length of the segments with three alternate conditions (blocks L, M and N on Fig. 2): i) the number of segments is fixed and their individual length constant, ii) the range for segments' length is given and the total number is automatically adjusted or iii) the number and length of segments is automatically and randomly defined. The second step consists in defining segments orientation with two possibilities (blocks O and P on Fig. 2): 1) one principal orientation, with an azimuth β_1, is fixed for the majority of segments and a secondary orientation, with an azimuth β_2, for the remaining ones or ii) no preferred orientation of segments is fixed and these are randomly calculated by the program. Based on these initial parameters, N_L segments are drawn on the synthetic map with no restriction applied on their mutual intersection in that case. Moreover, a supplementary restriction can be applied by user in a way to avoid intersections between segments and ellipses, the segments set is computed after the ellipses one; as for the case of the ellipses distribution computation, if such a situation occurs, the newly created segment is rejected and another computation round is performed as far as coordinates of a segment can be found outside of an ellipse object. If this supplementary restriction has not to be applied, both sets of objects are independently computed.

In the case of the segments' parameters definition, the computation process can result in six different possible map configurations.

As a whole, each group of models with identical basic parameters is characterized by a sequence of 5 common procedure steps as, for instance, the direct model of class: I (BDF) II (MO) (see thick arrows on Fig. 2). As show on figure 2, the combination of the 12 possible map

configurations for ellipses and of the 6 ones for segments results in a total of 72 possible classes of geometrical direct map models with similar basic parameters.

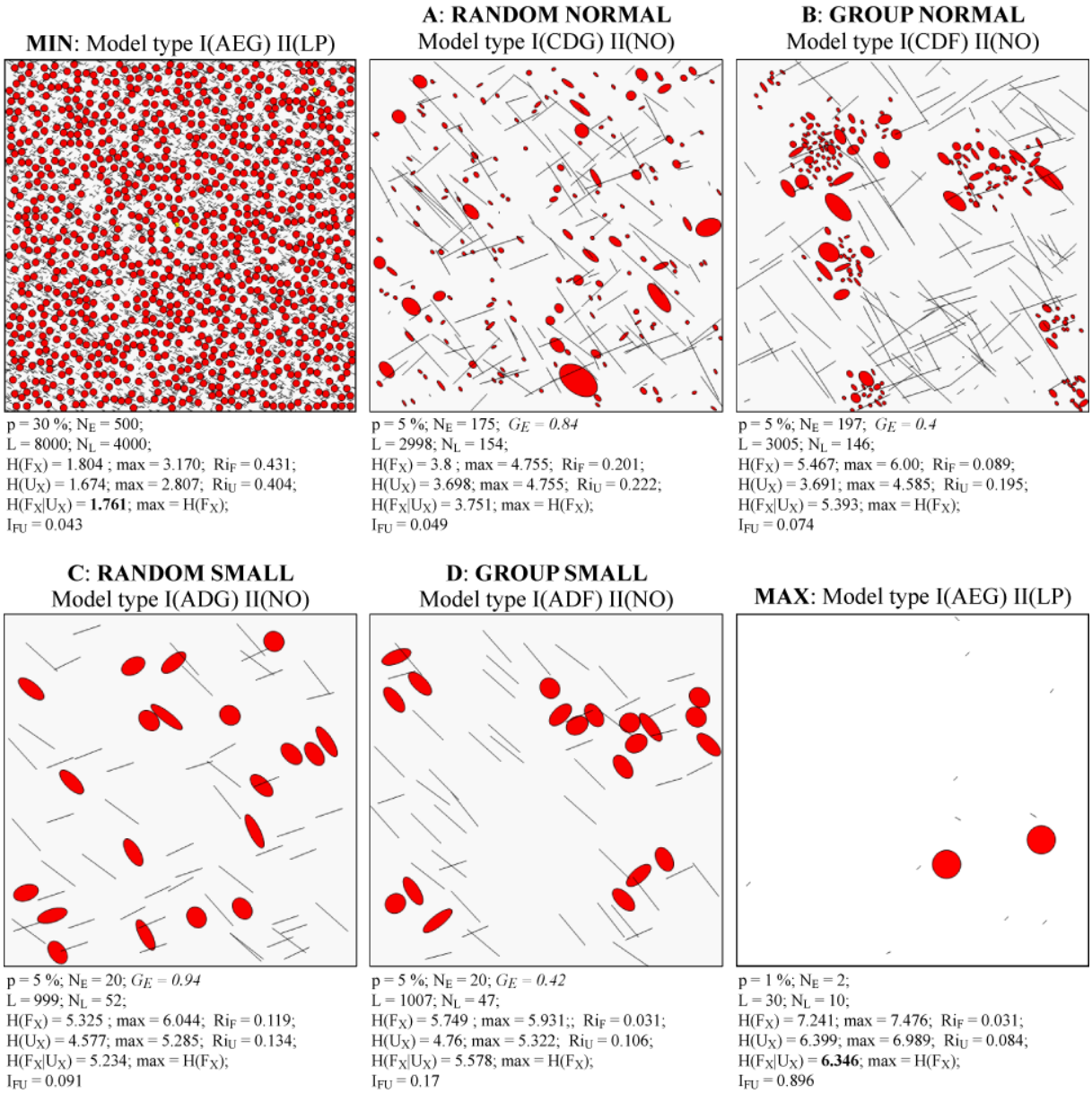


Figure 3. Examples of possible realizations from the direct geometrical modeling showing the possible diversity and control on the shape and spatial distributions of objects. The model type corresponds to the succession of steps used for drawing ellipses (I) and segments (II) (see Fig. 2). Names given for model types (bold capital letters) are the same as used in the text. All the input parameter values corresponding to each model type are listed at the bottom of the maps (see Appendix A for details on the notation used). From top to bottom and from left to right, models are ordered from their minimum to maximum entropy value (see text for further explanation).

With a set of initial parameters fixed, the above described cycle of procedures which create a synthetic map can be operated several times and, thus, many geometrical direct models of the same class can be obtained. Examples of resulting direct synthetic models are displayed on figure 3. Each map corresponds to one given possible outcome from the set of initial parameters fixed. The corresponding values of these parameters as well as the sequence of construction – i.e. model class – are given for each synthetic map.

It may be pointed out here that no one of the models obtained from the computing process proposed here could strictly reproduce the map configuration of a given natural case study as simplifications must be made during the construction of synthetic models. The goal of this approach is to allow creating a great number of synthetic models of the same class, i.e. with the same suite of initial parameters values. Fixing these parameters from the statistical analysis of a natural case study will bring the computed synthetic model to geometrically resemble the original one but not to reproduce it. So, the model creating program presented here allows building some random synthetic models based on information coming from natural objects, i.e. their geometrical properties and spatial distribution. It is important to notice that at that stage, this method is restricted in 2D and only focus on surface data for regional structures.

2.2 Spatial distribution of the points of interest

Having computed synthetic cartographic models, it is now possible to define the spatial distribution of the individual points (e.g. points of interest as mineral deposits, for instance) throughout the considered area. A set $\mathbb{M} = \{m \mid C(m)\}$ of individual points m – possessing a characteristic property $C(m)$ – is created. The location for each individual point m is directly controlled by its shortest distance to neighboring ellipses ρ_f and its shortest distance to neighboring segments ρ_u (Fig. 1c). Thus the spatial location of individual points is strongly related to spatial distributions of ellipses and segments as function $\Omega(\rho_f, \rho_u)$. During computation, the shortest distances are automatically calculated in a way to follow density probability functions selected by user, one for the ellipses and one for the segments. All types of functions can be fixed in the software and in the case of natural examples modeling, the most suitable distribution may be chosen to fit with the statistical characteristics calculated from the shortest distance measurements in between points and polygons (e.g. deposits and plutons) and points and polylines (e.g. deposits and faults or shear zones).

The procedure for calculating points' coordinates can be detailed as follows. At first, the theoretical (input) density probability functions $F_Y(\rho)$ and $U_Y(\rho)$ for the spatial distribution of the individual points around ellipses and segments, respectively, are defined by user. For this paper, classical normal law type of distribution has been chosen as:

$$f_Y(\rho) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-(\rho-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad , \tag{2.17}$$

where σ^2 is the variance and μ the mathematical expectance to be fixed (Fig. 4). The probability value $\mathbb{P}$ ($\rho_1 \leq Y_E \leq \rho_2$) for the distance from a point to ellipses to hit in the interval $[\rho_1, \rho_2]$ can be expressed by the probability density function (Fig. 4):

$$F_Y(\rho) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int e^{\frac{-(\rho-\mu)^2}{2\sigma^2}} d\rho, \tag{2.18}$$

or

$$P\ (r_1 \leq Y_E \leq r_2) = \Phi\left(\frac{\rho_2 - \mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{\rho_1 - \mu}{\sigma}\right), \tag{2.19}$$

where

$$\Phi(x) = 1/\sqrt{2\pi} \int_0^x e^{-u^2/2} du \tag{2.20}$$

the Laplace function (Kendall and Stuart, 1960)

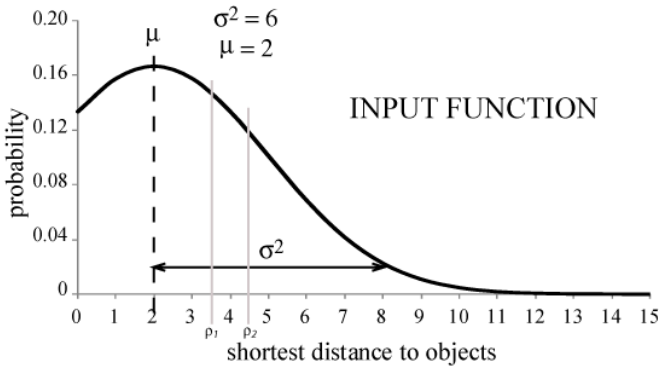


Figure 4. The named 'input' probability density function type, as used in this paper, follows a normal law f (ρ; μ,σ^2) (Gaussian) with ρ the shortest distance defined in between points of interest and cartographic objects, μ the mathematical expectance of the distribution and σ^2 its variance. The graph shows one example of Gaussian function with f (μ = 2, σ^2 = 6).

Figure 5 presents the three folds algorithm scheme for the computation of the coordinates of individual points *m*. At stage A, one ellipse is randomly selected from the $\mathbb{E}$ objects set. The "buffer" distance to this ellipse is determined in a way that the whole point set $\mathbb{M}$ population well follows the cumulative probability function $F_Y(\rho)$ fixed. At stage B, buffer lines are also calculated around all the neighboring segments of set $\mathbb{L}$ with a distance determined in a way that the whole point set $\mathbb{M}$ population well follows the cumulative probability function $U_Y(\rho)$ fixed. At stage C, a cross check is made to determine if at least one intersection point exists in between the constructed buffer lines around ellipses and segments. If not, a new other round of computation is performed with the same distances to objects values but with another randomly selected ellipse object. If no one ellipse fits with this shortest couple of values, new

ones are determined. As far as all the individual points *m* needed are not distributed over the area, this three folds algorithm is repeated. In this study, alternative procedures have been tested; the order of selection of the ellipse object before segments, as presented here, or segment before ellipses has no influence on the resulting pattern of the synthetic map.

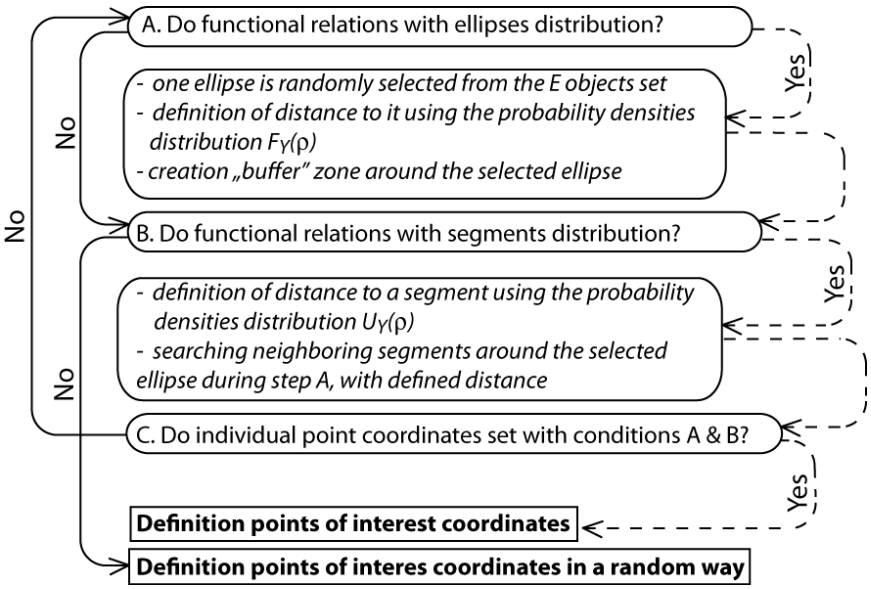


Figure 5. Flow chart view of the three steps algorithm used for computing individual points (m) locations which can depend on i) the shape and spatial distribution of the geometrical objects (see Fig. 2) and ii) the density probability function of the shortest distance defined in between each type of objects and the individual points of interest (see example of a distribution function given in Fig. 4).

After the direct model construction, two different density distributions may be considered for each type of objects (ellipses or segments): i) the distribution used as an input parameter controlling the shortest distance around each type of object (i.e. theoretical or input function) and ii) the distribution calculated from the resulting direct model (i.e. empirical or output function; Fig. 6). One particularity of this chosen computation process lies in its ability to calculate the coordinates of the points on the basis of the fixed cumulative distribution functions, i.e. in a way similar to the solution of an inverse problem, though it is always possible to restore the input function. One example of a resulting synthetic model is displayed on figure 6 with a certain distribution of the geometrical objects (ellipses in red and segments in dark; Fig. 6c); following the above described procedure, points of interest are dispersed around these geometrical objects following the input probability density functions, $F_Y(\rho)$ for the ellipses and $U_Y(\rho)$ for the segments. Figures 6a and 6b show that the density probability functions calculated from the resulting map model, i.e. $F_Z(\rho)$ and $U_Z(\rho)$ for ellipses and segments, respectively, well follow the input functions.

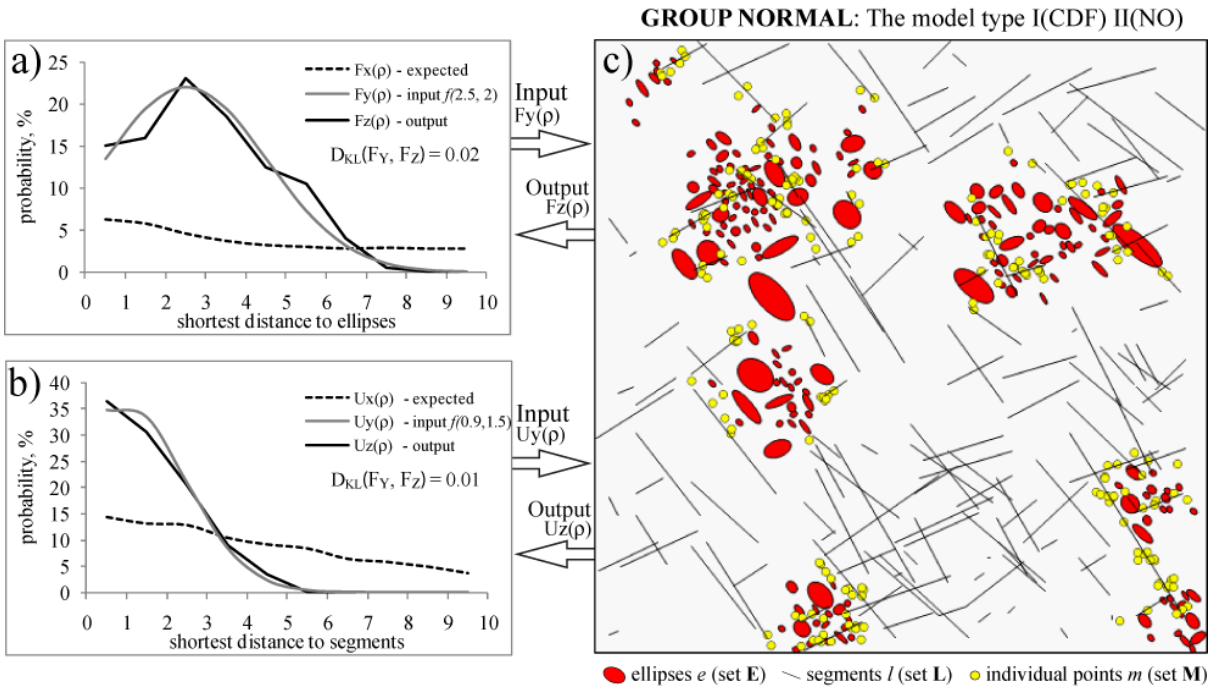


Figure 6. Comparison of the probability density distributions i) calculated for all map points, i.e. any given location of the studied area (i.e. expected; see text for further explanation), ii) used as an input parameter controlling the distance around each type of object (i.e. theoretical or input) and iii) calculated from the resulting direct model (i.e. empirical or output). (a) probability density functions for shortest distances calculated between all map points q (expected) or individual points m (output) and ellipses e; (b) probability density functions for shortest distances calculated between all map points q (expected) or individual points m (output) and segments l; (c) map of the direct model ("Group Normal type"), with locations of individual points of interest m, corresponding to the density distributions displayed for this figure.

As the selection of the geometrical objects and the determination of the two shortest distance values are made randomly, numerous resulting distributions of points can be obtained from the same given cumulative probability functions. All the possible variants of map configurations can actually be sorted out according to the entry conditions.

2.3 Classification of geometrical configurations using entropy

As shown above, and as displayed on figure 3, a considerable number of synthetic cartographic models may be computed using the procedure developed in this study. The contrasted map geometrical configurations can be characterized through the calculation of different parameters such as the spatial density of the geometrical objects (ellipses and/or segments), their clustering factor, mean shortest inter-distance, alignments, etc. However, even though a certain grouping could sometimes be graphically done between different cartographic patterns, it is often hard to make a clear and simple classification of them from the parameters considered above. Moreover, for a natural case study, it is also tough to distinct, a-priori, in between the geometrical configurations that can offer good conditions or not for predictivity map calculations.

Therefore, we propose here to use the concept of entropy proposed by Shannon (1948, 1963), which can quantify the information contained in a given model (Fig. 3). The calculation of the entropy value corresponding to one particular model is made through the definition of the statistic laws for spatial distribution of objects throughout the given area. The empirical determination of these laws – named "expected distribution" in this paper – must be performed considering a points set representative of any given location throughout the area. Such a set $\mathbb{Q}$ of points q has been created along a regular and evenly spaced lattice; the number of points N_Q is dependent on the total area of the zone as well as the total area occupied by the ellipses:

$$N_Q = (S - S_E) / (cellsizeX \cdot cellsizeY) \tag{2.21}$$

where *cellsizeX* and *cellsizeY* are the cell size values along X and Y axis, respectively. In a way to ensure that this set points $\mathbb{Q}$ is well representative of "any" given location of the considered area, a minimum of 50 by 50 nodes has been used for the computation in the present study.

2.3.1 Histogram construction

All types of statistical distribution of the shortest distances between polygonal or lineal objects and individual points m (set $\mathbb{M}$) or all map points q (set $\mathbb{Q}$) are represented on frequency histograms, which construction is done using the following technique: the amount of intervals equals $\sqrt{N}$, with N the number of points, and the size of interval equals

$$n_i = (\rho_{\max} - \rho_{\min}) / \sqrt{N}\,, \tag{2.22}$$

with ρ_{max} and ρ_{min} the maximum and minimum distance from any nearest object, respectively (Gmurman, 2003). For convenience we will round off n_i to its whole part value. Each point m or q can be characterized by its shortest distances to neighboring ellipses and segments. The number of points lying in each histogram interval is normalized by the total number of points N, which gives the histogram of probabilities of any point hitting in the interval set. The corresponding histograms can be approximated by functions $F_X(\rho)$ and $U_X(\rho)$ for all map points q and $F_Z(\rho)$ and $U_Z(\rho)$ for individual points m, where F and U refer, respectively, to the shortest distance between points and ellipses and between points and segments (see Appendix B for more details).

2.3.2 Model description: Entropy and Information

The entropy H of a discrete random variable X_E with possible values $\{X_1, ..., X_{N_E}\}$ may be expressed with probability density function $F_X(\rho)$:

$$H(F_X) = -\sum_{i=1}^{X_{E_{\max}}} P(F_{X\,i}) \log P(F_{X\,i})\,,\ 0 \le H(F_X) \le log\rho_{X_{max}}, \tag{2.23}$$

and with

$$W_E = 1 - H(F_X) / \log N_E \tag{2.24}$$

the redundancy factor, given that $0 \le W_E \le 1$ (Shannon, 1963).

The use of the entropy parameter allows classifying models under the information they contain. The more the entropy decreases, the more the possibilities to place individual points decrease and the more constrained is their location with respect to the cartographic objects (ellipses and segments). On the contrary, the more the entropy increases, the more the possibilities to place individual points increase and the weakest is the statistical relationship between the respective positions of objects and individual points. Such feature can be observed on figure 7, where the entropy value is given in function of the number of objects constituting the map layer. Figure 3 displays examples of contrasted map configurations. If considering the synthetic model "MIN", it is obvious that, due to the very high density of ellipses, a limited area is still available to distribute the individual points around the geometrical objects; such a configuration thus presents the "minimum number of possibilities" and gives a very low entropy value (1.804; out of scale on figure 7). An inverse situation is shown by the "MAX" synthetic model which offers a rather large area available to distribute the individual points and which is thus characterized by a high entropy value (7.241; cf. Figs. 3 and 7). These deductions that can easily be made from the simple graphical analysis of the two end members configurations of figure 3 is more tough to do for the four other map configurations and the calculation of the entropy parameter is thus very useful in such cases. This point will be exhaustively discussed below, in part 5.

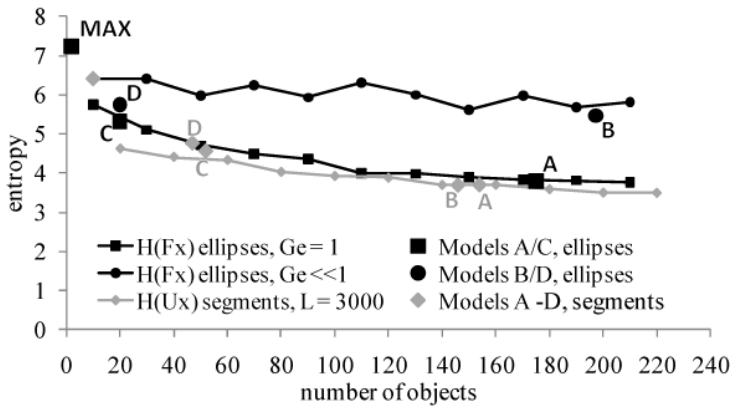


Figure 7. Relationships between the entropy value and the number of objects – black curves for ellipses and the grey one for segments – calculated from direct modeling results. For randomly distributed ellipses (G_E = 1) and for segments, the entropy clearly decreases with an increasing number of objects placed on the map. For a clustered distribution of ellipses (G_E <<1), the entropy value is systematically higher and is also more stable. Individual values calculated for each of the «example» models displayed on figure 3 are plotted on the graph.

3. Definition of Anomalous Spatial Distributions

Before to question the constraints on input conditions it is necessary to clearly define what can be actually considered as an anomalous spatial distribution of points around objects.

Certain map configurations permit to unambiguously graphically determine that the spatial distribution of points of interest is controlled by the one of the surrounding geometrical objects on the map, but for others configurations, statistical parameters calculation is necessary if one wants to highlight such a control. Moreover, even if obviously recognized, one would often need to quantify the strength of the control of the cartographic objects on the location of the points, i.e. the strength of the spatial distribution anomaly. To clarify whether the definition of position of individual points around objects is controlled by the proximity with these objects or fully random through the considered area, techniques of comparison of two probability distributions is used to compare expected locations of points of interest (the probability distribution of all map points, represented by the $\mathbb{Q}$ point set, around objects) and the empirical ones (the output probability distribution for individual points). Such techniques are known as the "distance distribution methods" formalized by Berman (1977).

3.1 Test methods of statistical hypotheses

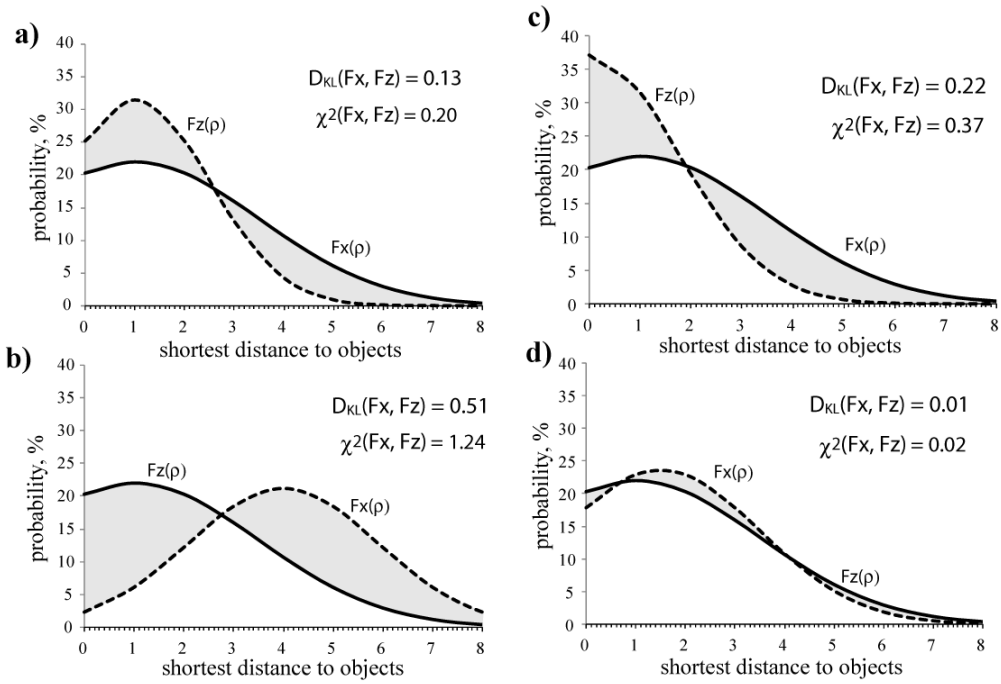
The theoretical model of distance distribution method is based on looking at the difference between expected (distance distribution between each objects types and all maps' points) and observed or empirical distribution (distance distribution between each objects types and another set of points, like deposits) (Berman, 1977).

To answer what can be actually considered as an anomaly of spatial distribution, we will firstly define an aspect of function built according to random normal distribution, i.e. randomly define positions of points with respect to other objects. For this purpose we will count the shortest distances from each point to neighbor objects, on the surface limited by the studied area (cf. Fig. 1c), by taking an example of ellipses *e* from set $\mathbb{E}$. Using the rule of histogram construction presented above, two density probability distributions F_X – expected (for density probability distribution of all points *q* spatial locations on the map), and F_Z – output (for density probability distribution of individual points *m* spatial locations; see Fig. 6).

Different statistical tests exist to define the value of a statistical distance between the given distribution and the expected one and such tests can thus be used to define the anomaly existence (Appendix C). The first statistical test is used to define significant distinction between mathematical expectances of two probability distributions (Kendall et al., vol.2, 1979). The second is the Pearson's χ^2 used to define significant similarities between theoretical – normal distribution law – and empirical probability distributions (Chernoff and Lehmann, 1954; Placket, 1983). The last one is based on the Kullback-Leiber D_{KL} distance calculation (Kullback and Leiber, 1951), showing how one discrete probability distribution differs from another one (see Appendix C for details).

3.2 Different cases for anomaly recognition

Figure 8 shows four simulated cases outlining the relation between expected and empirical distributions (Carranza, 2008).



	Case a)		Case b)		Case c)		Case d)	
params	Fx(ρ)	Fz(ρ)	Fx(ρ)	Fz(ρ)	Fx(ρ)	Fz(ρ)	Fx(ρ)	Fz(ρ)
μ	*1.0*	*1.0*	*4.0*	*1.0*	*1.0*	*0.0*	*2.0*	*1.7*
σ	*2.0*	*1.0*	*2.0*	*2.0*	*2.0*	*1.0*	*1.8*	*2.0*
D_{KL}(Fx, Fz)	**0.13**		**0.51**		**0.22**		**0.01**	
χ^2 (Fx, Fz)	**0.20**		**1.24**		**0.37**		**0.02**	

Figure 8. The discrepancy in between two normal law distributions can be classified using two parameters: the mean (μ) and standard deviation (σ) values, which leads to four distinct cases: a) same μ and different σ, b) different μ and same σ, c) different μ and σ, d) similar μ and σ. Parameter values corresponding to each curve are given in the table (see text for details on the equation used). For each of the four cases, the Kullback-Leiber distance D_{KL} and the Pearson's χ^2 values are given to compare the F_x (expected) and F_z (output/observed) distributions.

In the case (a), functions F_X and F_Z present a similar type of distribution law with identical samples mathematical expectances but different sample variances. In this case, it is impossible to confidently decide the presence of statistically significant difference because the result of the Pearson's χ^2 is not guaranteed and the value of $D_{KL}(F_X, F_Z)$ is small (Fig. 8a). In the second case (b), the functions F_X and F_Z have also a similar type of distribution law, but different sample mathematical expectances with comparable sample variances; in that case it is possible to confidently talk about the presence of a statistically significant difference as the result of the Pearson's χ^2 test is almost negative and the $D_{KL}(F_X, F_Z)$ attains high values (Fig. 8b). The third case (c) may be considered as the optimum one; functions F_X and F_Z have different appearances as well as for their sample variances and mathematical expectances. In that case, the result of the Pearson's χ^2 test is clearly negative and the $D_{KL}(F_X, F_Z)$ has intermediate values. As the distinction between the cumulative distribution functions plays a crucial paper for the prognosis,

the kind of situation displayed on figure 8c is the better expected. At last, the fourth case (d) is characterized by a coincidence of the empiric and expected distributions as the parameters of distributions are comparable; result of the Pearson's χ^2 test is clearly positive and the value $D_{KL}(F_X, F_Z)$ is negligible (Fig. 8d).

3.3 Role of the geometrical structure of objects on the determination of spatial distribution anomalies

As shown above, different statistical techniques can be used to highlight spatial distribution anomalies by measuring difference in between the expected F_X and output/observed F_Z probability distributions. However, analyses of results from direct statistical modeling show that the geometrical configuration of map layers – either of linear or surface type – do not always offer suitable conditions for highlighting such anomalies. Results of the different tests are detailed below for both cases of ellipses and segments.

3.3.1. Influence of ellipses spatial distribution on the recognition of point sets distribution anomalies

In a way to study the influence of ellipses' map geometrical configuration on the level at which anomalies of points of interest spatial distribution could be highlighted, we propose here to express the expected distribution for all map points $F_X(\rho)$, empirically calculated from the map data, using a theoretical approach which leads to the definition of the theoretical expected distribution law $F_X'(\rho)$.

In our case, the empirical way for computing the expected distribution $F_X(\rho)$ consists in calculating the shortest distance between any point of the map and the set of ellipses. On the other hand, the theoretical way can be detailed, as following.

If considering a random distribution pattern of a point set, in two dimensions, Clack and Evans (1954) show that the expected mean distance in between points can be expressed by

$$\bar{\rho}_e = 1/(2\sqrt{\delta_E}), \tag{2.25}$$

where δ_E is the density of points. In the present study, a similar approach can be applied to study ellipses spatial distribution, considering ellipses centers as points and adding the corrections needed to take into account the spatial extent of such objects. The expected mean distance in between ellipses centre points is thus also given by (2.25) (Clack and Evans, 1954). The corrections needed to adapt the equations of Clack and Evans (1954) to the case of ellipses is done subtracting two $\bar{R}_e$, the "average" radius of ellipses to $\bar{\rho}_{ex}$, i.e.

$$\bar{\rho}_E = \bar{\rho}_{ex} - 2 \cdot \bar{R}_e, \tag{2.26}$$

where the "average" radius of ellipses (equal to $\sqrt{ab}$) is obtained by (2.11). Using all the preceding equations, the relationship between the number of ellipses and the average distance between them can be defined as following (Fig.9a):

$$N_E = \bar{\rho}_E^{-2} S(0.5 - \sqrt{\rho / \pi})^2 \tag{2.27}$$

The above given calculation of the average distance between ellipses *e* is based on the first moment definition of a Poisson type spatial distribution of ellipses through the studied area and, therefore, equals the mathematical expectance of the shortest distances theoretical distribution $F_X'(\rho)$ of all map points around ellipses. However, as its expression depends on the total surface of the map area, the equation given above is not convenient for applications in the frame of natural case studies. In a way to give more "universal" curves it is more convenient to consider here the average radius of ellipses which depends on the percentage of area *p* occupied by ellipses, which gives its relationship with the average shortest distance of any given point to the neighboring ellipses of the map (Fig. 9b):

$$\bar{S}_e = \bar{\rho}_E^2 / (\sqrt{1/(4\rho)} - \sqrt{1/\pi})^2 \tag{2.28}$$

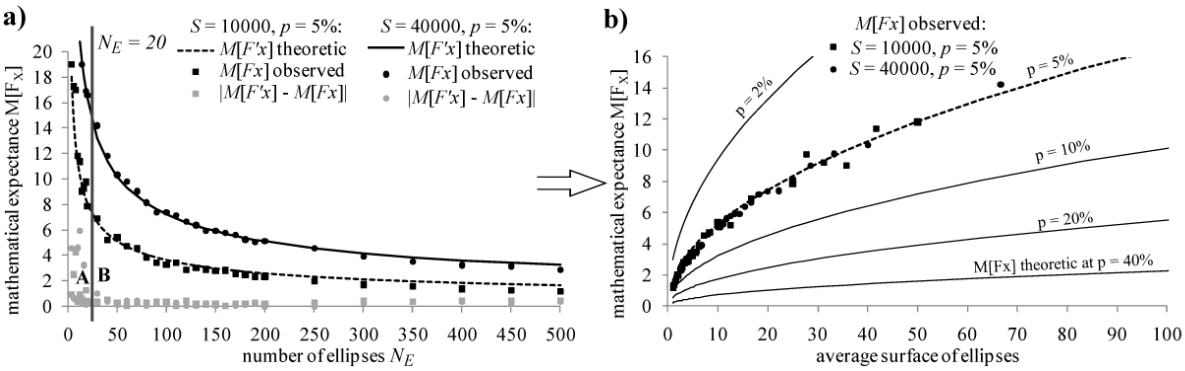


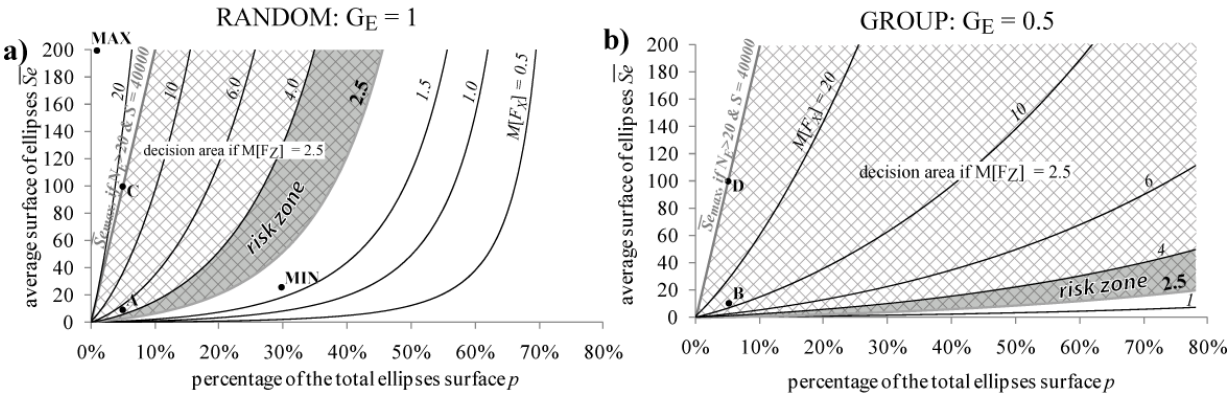
Figure 9. Relationships between the mathematical expectances of expected distributions $M[F_X(\rho)]$ and: (a) the total number of ellipses N_E (for a proportion of the surface occupied by ellipses p= 5%) or (b) the average surface of ellipses value (for contrasted p values, from 2 to 40%). Values have been calculated using both a theoretical way or results from computed direct models (cf. continuous curves $M[F'_X(\rho)]$ and individual dots $M[F_X(\rho)]$ on the graphs, respectively). For a minimum number of ellipses N_E = 20, theoretical and empirical curves well follow common trends.

This study shows that the theoretical approach proposed by Clack and Evans (1954), in the case of point sets analysis, can well be adapted to the case of set of ellipses analysis. Indeed, for the same input parameters, the mathematical expectances $M[F_x]$ and $M[F'_x]$ of the respective empirically calculated F_x and theoretical F'_x expected distributions, follow common trends as shown on figure 9a and 9b. For any given map configuration with a random distribution of ellipses, the average value of the expected distribution of points around ellipses can thus be theoretically calculated from the only one *p* – percentage of total area occupied by ellipses – and $\bar{S}_e$ – average surface of ellipses – parameters as displayed on the abacus of figure 10a.

For a given mathematical expectance of a fixed input distribution $M[Fz]$, the limits of $\bar{S}_e$ may be considered as

$$S_E > \bar{S}_e > M[F_Z]^2 / (\sqrt{1/(4\rho)} - \sqrt{1/\pi})^2 \tag{2.29}$$

(with further condition of $\bar{S}_e < 0.02 \cdot S_E$) as i) the average surface of ellipses must be lower than the total surface of the area and ii) the number of objects must be high enough to use normal distribution laws.



c)

Model	MIN	A: Random Normal	B: Group Normal	C: Random Small	D: Group Small	MAX
Entropy H[FX]	1.804	3.800	5.476	5.325	5.749	7.241
Mathematical expectance M[FX]	1.7	5.8	12.4	16.7	39.1	63
Can be used for stat?	no	"risk"	yes	yes	yes	yes

Figure 10. Determination of optimal geometrical configurations allowing highlighting spatial distribution anomalies around ellipses. Abacuses show the relationships between the mathematical expectances of expected distributions $M[F_X]$, average surface of ellipses S_E and the proportion of total ellipses surface p, for: (a) randomly distributed ellipses (G_E = 1) and (b) clustered ellipses (G_E = 0,5). As explained in the text, mathematical expectances of the output/observed $M[F_Z]$ and expected $M[F_X]$ distributions must be contrasted if one wants to highlight any potential distribution anomaly attached to the considered ellipses. For a given $M[F_Z]$ value (2.5 in the current example), a "decision area" can be drawn on the graph, where $M[F_Z]$ is much higher than $M[F_X]$, a "risk zone" can be considered where $M[F_Z]$ is slightly higher than $M[F_X]$ and a zone where no anomaly could be highlighted can be traced where $M[F_Z] \leq M[F_X]$. Values corresponding to the direct model maps exhibited in figure 3 are plotted on both abacuses and given in table (c).

The abacus diagram shown on figure 10a can be used to determine if an anomalous distribution of the points of interest around ellipses of the map could be detected or not. Indeed, as shown above, the recognition and definition of an anomalous distribution is highly dependent on the difference between mathematical expectance values of the expected F_X and the output F_Z distributions. If considering a $M[F_x]$ value of 2.5 (=$M[F'_x]$), as could be calculated from a given map geometrical configuration, a distribution anomaly of the points of interest can be strictly defined if $M[F_z] > M[F_x] = 2.5$. Practically, such an anomaly could be unambiguously detected if $M[F_z] > 4.0$ but only recognized with a certain risk if $4.0 > M[F_z] > 2.5$. As shown on figure 10a, for a given $M[F_x]$ value, these inequality relationships allow constructing a "decision area" (unambiguous recognition of an anomaly), a "risk zone" and a zone with no anomaly recognition permitted on the abacus.

The abacus displayed on figure 10a has been built considering a random distribution of ellipses objects on the map. However, in a real situation, the distribution is rarely random, nor

uniform, and the more common case is rather a clustered distribution. To acknowledge whether the spatial distribution of the ellipses is of clustered, or group type distribution, the following group factor can be calculated (2.7), the above inequality relationship can be expressed as (Fig. 10b):

$$S_E > \bar{S}_e > M[F_Z]^2 / (\sqrt{1/(4\rho)} \cdot (1/G_E) - \sqrt{1/\pi})^2 \qquad (2.30)$$

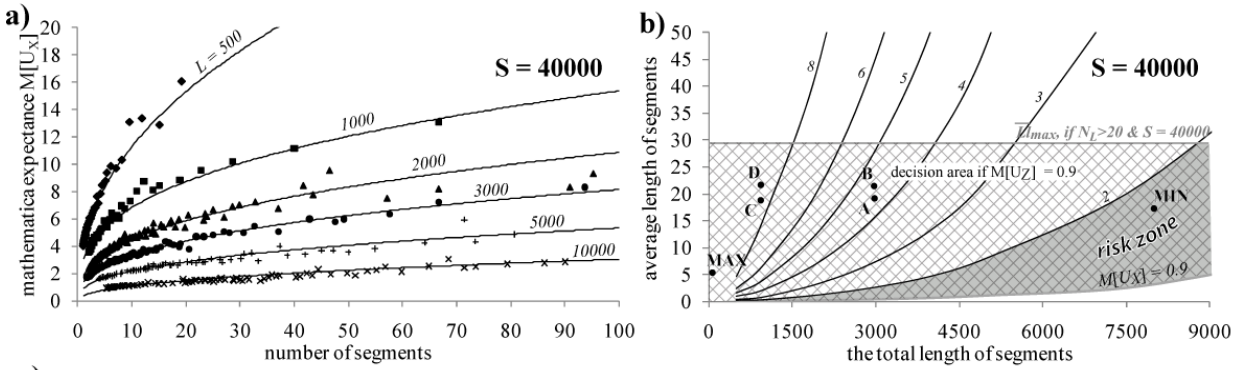
Abacuses in figure 10 can thus be used to verify if a given geometrical configuration of ellipses (average surface of ellipses and percentage of total area occupied by ellipses) can permit to highlight distribution anomalies of points of interest on the map. This could be done checking, in the abacus, the location of the representative point with respect to the tolerance curve as made for the synthetic map models presented on figure 3. Four types of the models described earlier, two for random and two others for clustered type distributions (see Fig. 3), have initial parameters of ellipses geometries that satisfy the theoretical distribution mathematical expectance M = 2.5 (Fig. 10), which means that anomaly distributions, if existing, could be recognized in these cases.

3.3.2. Influence of segments spatial distribution on the recognition of point sets distribution anomalies

As for the case of the set of ellipses, one could question the influence of the geometry of segments on the ability of statistical parameters to highlight distribution anomalies of a set of points of interest around those objects.

In contrast with ellipses, no theoretical approach can be applied or adapted to describe the geometrical distribution of a segments set and the only one empirically calculated U_X expected distribution will thus be used in that case. At least 1000 models have been computed using the procedure and software presented above and empirical curves are constructed using different geometrical direct models. Diagram of figure 11a shows the dependence of the mathematical expectance for the expected distribution of shortest distances between points of interest and segments against the number of segments. For the same reason as the one exposed before, the mathematical expectance value $M[U_X]$ can be expressed as a function of the average value of segment length in a way avoid scale problems and to consider more universal curves. Figure 11b displays an abacus view of the relationship between the average and the total length of segments values and can be compared to the one displayed on figure 10 for the set of ellipses. As for the ellipses, a “decision area”, a “risk zone” and a domain where anomalies can not be highlighted can be drawn on the abacus, in function of a fixed $M[U_X]$ value. As an example (see Fig. 11b) for a case study where an average value $M[U_Z] = 0.9$ is computed from the spatial distribution of the points of interest around the segments, a minimum value of 2 is needed for $M[U_Z]$, the mathematical average value for the expected distribution of any given point, if one

wants to unambiguously determine that a spatial distribution anomaly exists and, thus, that the spatial distribution of segments statistically controls the one of the point of interest. In a same way as for the ellipses, a point can be represented on the abacus in accordance with the parameters characterizing the geometrical configuration of the segments for a given map. Four types of the models described in figure 3 have initial parameters of segments geometries that well satisfy the mathematical expectance M = 0.9 (Figure 11b and 11c), which means that anomaly distributions, if existing, could be recognized around segments in these cases.



c)

Model	MIN	A: Random Normal	B: Group Normal	C: Random Small	D: Group Small	MAX
Entropy H[U_X]	1.674	3.698	3.691	4.557	4.760	6.399
Mathematical expectance M[U_X]	1.7	4.3	4.4	9	10	30
Can be used for stat?	no	yes	yes	yes	yes	yes

Figure 11. Determination of optimal geometrical configurations allowing highlighting spatial distribution anomalies around segments. (a) Diagram showing the relationship between mathematical expectances of expected distributions $M[U_X(\rho)]$ and the number of segments. (b) Abacus showing the relationship between the mathematical expectances of expected distributions $M[U_X]$, the average length of segments and their total cumulated length. As for the ellipses (cf. Fig.10), a "decision area", a "risk zone" and a zone where the segments geometrical configuration does not allow highlighting spatial distribution anomalies can be drawn for a given $M[U_Z(\rho)]$ value (2 here). Values corresponding to the direct model maps exhibited in figure 3 are plotted on abacus (b) and given in table (c).

4. Statistical Tests on the Entry Conditions

Considering the analysis of a natural case, when one wants to use statistical inversion method to compute forecast maps, one must know what the feasibility of a statistical inversion approach is. This latter depends on the entry conditions given from the map configuration of the natural case study: is the map geometrical configuration adapted to properly highlight anomalous distribution of the points of interest? What is the minimum number of observation points needed to perform a statistical analysis? Is the statistical approach sensitive on the quality of the mapping? These fundamental questions are addressed in the three following parts. In contrast with the treatment of natural data, where the input conditions are, a-priori, unknown, the use of direct statistical modeling allows to give constraints on the entry conditions needed before to be thinking of performing statistical analyses and modeling on data.

4.1 Test on the number of observed points of interest needed

In a way to define a minimum number of individual observed points – e.g. ore deposits – needed to confidently perform statistical analyses and subsequent predictivity map computations, basic synthetic models have been computed, following the procedure detailed in the preceding part 2. The direct statistical approach presented in this paper affords the opportunity to compare the distribution of distances between points of interest and geometrical objects calculated from the map (output distributions $F_Z(\rho)$ and $U_Z(\rho)$ for distance to ellipses and segments, respectively) with the one injected in the model as entry conditions ($F_Y(\rho)$ and $U_Y(\rho)$). If the output distributions trends well fit with the ones of the corresponding input distributions, one can consider that the entry conditions – i.e. map configuration, number and distribution of observed individual points – are correct enough to perform an inverse statistical analysis and modeling from initial data (for instance, compare curves of input and output distributions on Fig. 6a an 6b). In a way to compare these couple of probability distributions, the Pearson's statistical test has been used (see procedure diagram on Fig. 12). The diagram on figure 12 shows the results obtained from the computation of 10000 different models of type D, as presented on figure 3 (see "Group small" type model). Whatever the standard deviation of the input function chosen, for each synthetic map model obtained, the number of "observed" points of interest has been progressively reduced from 40 to a minimum of 3. The comparison between input $F_Y(\rho)$ and output $Fz(\rho)$ function distributions shows that a minimum of 42 observation points is needed to strictly reproduce input density probability functions from the map data analysis (Fig. 12). This comparison also shows that, for this type of model geometrical configuration, 28 observation points can be acceptable to carry out a statistical analysis, with a very acceptable probability of 80% to reproduce the input distribution through the output $Fz(\rho)$ or $Uz(\rho)$ calculated ones. Nevertheless, one must keep in mind that the comparison depends on the parameters of the distribution set. Having more than 40 individual points, it is possible to ensure with confidence that the observed, output distribution will not differ from the input one, with a probability of more than 95 %, at a significance level of 5 %. It is possible to take a smaller number of individual points as well, however, the stability of theoretical (input) distribution parameters can thus not strictly be guaranteed in that case.

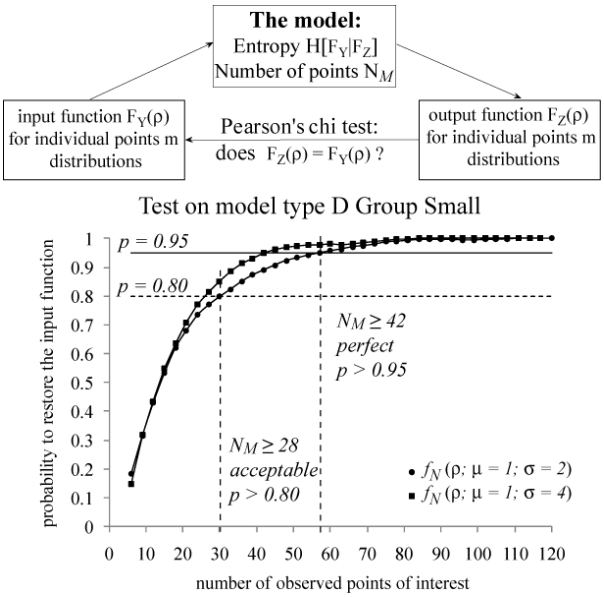


Figure 12. Test on the minimum number of individual observation points needed to perform statistical analyses. Test has been performed on D type models (Group Small) of figure 3. Comparison between input function $F_Y(\rho)$ output calculated function $F_Z(\rho)$ distributions shows that a minimum of 28 individual points of interest m is needed to get chance to recognize input theoretical density probability function through the calculation of the output distribution, from the result maps of the direct modelling.

4.2 Test of the model stability with respect to the quality of the cartographic data

Before to initiate a statistical analysis of a given area, and an eventual predictivity modeling based on cartographic data, one must question if the quality of the available data is good enough to analyse and statistically quantify the spatial relationships in between the points of interest (e.g. deposits) and the cartographic shape objects. One of the basic applications of direct models computation is to define its stability depending on the initial parameters; here the robustness of the system is tested with respect to "missing" cartographic objects. In other words, it is necessary to define the maximum possible number of missing objects, from a starting cartographic configuration, so that the restoration of the input functions of density probability distributions $F_Y(\rho)$ and $U_Y(\rho)$ is still possible through the computation of $F_Z(\rho)$ and $U_Z(\rho)$, respectively. During this computation process, the stability of the distribution algorithm of individual points is also checked.

The logic of these statistical tests consists in i) constructing an original synthetic map model with a set of given initial parameters (see part 2.1), ii) checking if the object distribution obtained is convenient for a statistic analysis or not (see part 3.3) iii) distributing points of interest through the map area, following a given input distribution function (see part 2.2), iii) removing, stage-by-stage and in a random way, a fixed number of cartographic objects (ellipses or segments) from the original synthetic map and iv) for each of the preceding stages, checking the difference between the output density probability distributions of individual points *m* around ellipses $F'_Z(\rho)$ and segments $U'_Z(\rho)$ calculated for the new map configuration with respect to the

original output distributions $F_Z(\rho)$ and $U_Z(\rho)$. Comparison in between the probability distributions is made at a significance level α, using different statistical tests (see Appendix B). Example of such a test is displayed on figure 13. From an original synthetic map model, with points of interest dispersed over the map (Fig. 13a), a stage where 6 ellipses (on an original total of 20) and 13 segments (on 47) are removed is shown on the map of figure 13b. As for each stage during computation process, "new" output and expected distributions, named "modified" $F'_Z(\rho)$, $F'_X(\rho)$, $U'_Z(\rho)$ and $U'_X(\rho)$ are calculated and compared with the corresponding "original" distributions corresponding to the map configuration displayed on figure 13a (see χ^2 calculation, Fig. 13c and 13d). Finally, with all the run of computation compiled, it is possible to determine a limit of a maximum number of the missing objects (ellipses or segments) which allows performing the statistical analysis from cartographic data.

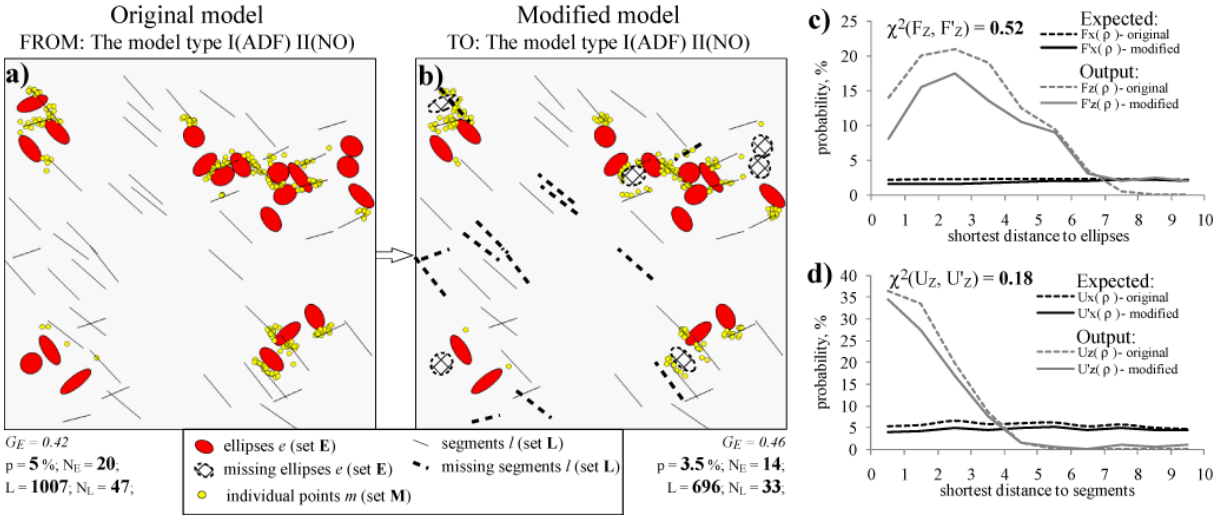


Figure 13. Workflow for performing tests on the quality of entry map data set required to perform statistical analyses, i.e. on the maximum acceptable number of "missing" objects from a given original cartographic configuration. Tests have been performed on type D models (cf. Fig. 3). (a) Map geometrical configuration of the original model. Statistical entry parameters used for the computation of this model are given below the map. (b) Map geometrical configuration of the same model, modified after 6 ellipses from 20 and 14 segments from 47 have been randomly removed from the original sets. (c) Comparison of the output F_Z and expected F_X probability distribution functions for ellipses, in between the original and the modified configurations. (d) Comparison of the output U_Z and expected U_X probability distribution functions for segments, in between the original and the modified configurations. Distribution functions are compared here using χ^2 Pearson's.

4.2.1 Test of the model stability with respect to the number of missing ellipses

To define the minimum number of samples of ellipses *e* needed from an original set $\mathbb{E}$, models of two types of distribution A and B are chosen (Fig. 3). Indeed, such cartographic models have enough cartographic objects (ellipses and/or segments) to perform reliable statistics. Following parameters are fixed for the initial direct model computation: the total area of the study zone S = 40000, the total number of segments N_L = 200, the total length L = 3000 of segments and the percentage of the area occupied by ellipses with respect to the total one p=5%.

In that frame, several (more than 10000) run of cartographic model computation have been performed for an initial number of ellipses varying from 20 to 400 (by steps of 20). For each original model, the maximum numbers of removed, or missing ellipses for which the input distribution is statistically indistinguishable from the output one, are empirically defined (Fig. 14). Two different statistical tests can be applied here. The Pearson's χ^2 test (applied at a level $\alpha = 0.05$; Fig. 14a) compares the global trends of both distribution functions. Only the models for which this test is positive (*i.e.* $F'_Z = F_Z$) are plotted on the diagram of figure 14a with the percentage of missing (or removed) ellipses given versus the number of ellipses within the original map model.The second test compares the mathematical expectances of both distribution functions $M[F'_Z]$ and $M[F_Z]$. Models for which this test is positive (*i.e.* $M[F'_Z] = M[F_Z]$) are plotted on the diagram of figure 14b. As shown on figure, acceptable percentage of missing ellipses are lower in that case, for the same given number of "original" ellipses, as this test is much more restrictive as the Pearson's χ^2 one; these values could thus be regarded as the lowermost possible ones. The calculated curves show a continuous increase of the possible missing proportion of ellipses with increasing number of ellipses within the original map models. They also display a non-linear feature, with maximum curvature in the interval 10 to 80 ellipses for original models.

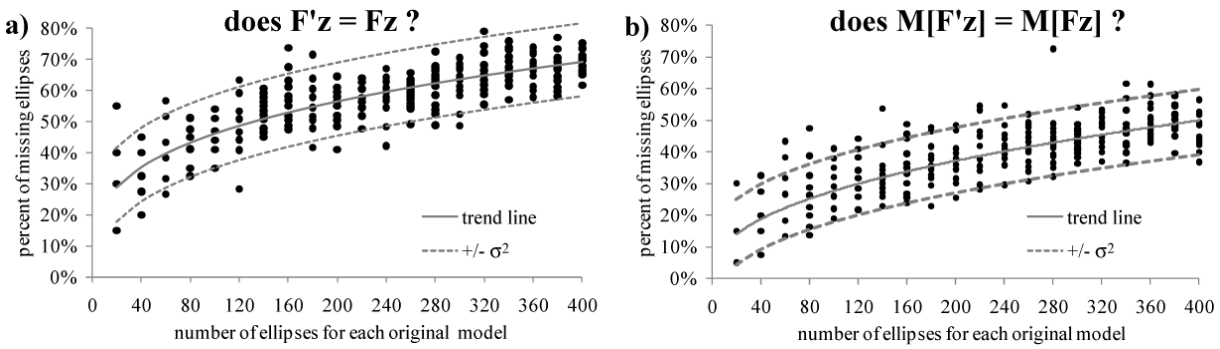


Figure 14. Results of the tests on the quality of entry map data set (10000 models). Situations where the output distribution function $F'_Z(\rho)$ of the modified model is similar to the one - $F_Z(\rho)$ - of the original model configuration are plotted on diagrams (cf. black dots) showing the number of "missing" ellipses in function of their original number. Tests have been performed on type A «random normal» models (cf. Fig. 3). (a) Comparison of the two distributions using the Pearson's χ^2 test at a confidence level of $\alpha = 0.05$ (Test 1, cf. Fig. 15a). (b) Comparison of the two distributions based on their mathematical expectances at a confidence level of $\alpha = 0.05$ (Test 2, cf. Fig. 15a). Diagrams show that when the original total number of ellipses increases, the maximum proportion of missing objects that can be accepted also increases. For a low original number of ellipses, about 15% of "missing" ellipses can be suitable. For others most favorable cartographic configurations, up to 30-40% of the polygonal objects could be missing or badly mapped (see text for further explanations and discussion).

All the models considered above and displayed on figure 14, are of type A models with a random spatial distribution of ellipses ($G_E \approx 1$). Figure 15a compares the stability of random type models (dashed lines) with respect to clustered or group type models ($G_E << 1$; solid lines) for

the two alternative statistical tests presented above. These curves show that a group type spatial distribution of ellipses may be less constrained than a random spatial distribution, with at least 5% less of the maximum missing objects needed to restore the input function at the same statistical significant level.

4.2.2 Test of the model stability with respect to the number of missing segments

To define the minimum number of samples of segments *l* needed from an original set $\mathbb{L}$, models of an intermediate type in between A and C (see Fig. 3) are chosen. Following parameters are fixed for the initial direct model computation: the total area of the study zone S = 40000, the total number of ellipses N_E = 200 and the percentage of the area occupied by ellipses with respect to the total one p=5%. Three values are chosen for the total length of segments: LN1= 500, LN2=2000 and LN3=50000. Then, for each original model with a different number of segments, the corresponding minimum and maximum number of the missing segment objects for which the input distribution is statistically indistinguishable from the output one, are empirically defined (Fig. 15b). Figure 15b presents the calculated linear curves showing the number of missing segments against the total number of segment in the original model. This parameter varies from 20 to 650 and curves show that more percentage of segments can be missing to restore the initial input function when the number of segments is initially higher. It may be noted that the smaller number of segments is, the larger will be the number of individual points around each segment, and the higher will be the influence of each segment on the location of individual points.

The two preceding paragraphs show that, even if the quality of the available cartographic data is not optimal, a statistical analysis and further predictivity map calculations can nevertheless be considered. Even in the worst conditions, i.e. few ellipses with a group type distribution through map or few segments with rather limited lengths, about 10% of the cartographic objects can be “missed” on the input map data. Such a situation could occur using preliminary exploratory field results, for instance, map documents where lithologies of geological units could have been wrongly interpreted, ancient cartographic documents or availability of map document sources with a lower resolution as the one wanted for the studied zone (and with the smallest map units non represented on the map). In “better” map configuration conditions, the “missing” cartographic objects can attain up to 30% or even 40% of the original number of shape objects while maintaining stability of the statistical information extracted from the data set.

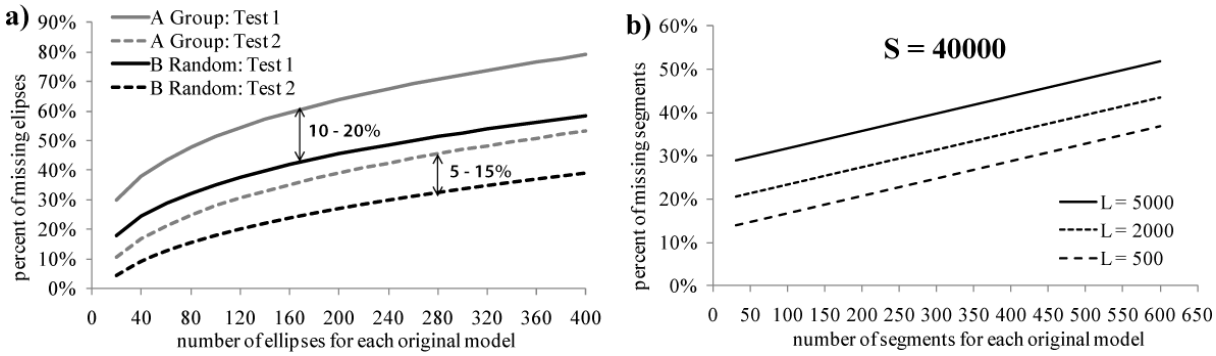


Figure 15. (a) Comparison of the two types of statistical comparison tests performed on the original $F_Z(\rho)$ and "modified" $F'_Z(\rho)$ distributions of shortest distance around objects in the case of missing ellipse objects. Comparison is made for type A «random normal» and type B «group normal» models (cf. Fig. 3). (a) Test 1 (Pearson's χ^2 test at a confidence level $\alpha = 0.05$) applied for random or cluster type distributions of ellipses. Test 2 (comparison of mathematical expectance at a confidence level $\alpha = 0.05$) applied for random or cluster type distributions of ellipses (Models type A - RANDOM NORMAL: $G_E \approx 1$; $N_M = 50 - 200$; Models type B - GROUP NORMAL: $G_E << 1$; $N_M = 50 – 200$).(b) Results of the tests on the maximum acceptable number of "missing" segments from a given original cartographic configuration. Comparison of mathematical expectances for the output distribution of points of interest around segments for the original map configuration $U_Z(\rho)$ and for the modified map configuration $U'_Z(\rho)$ (Test type 2; confidence level $\alpha = 0.05$). Models types used: A/C - RANDOM NORMAL/SMALL: $G_E \approx 1$; $N_M = 50 - 200$; $L = 500 – 5000$.

5. Layer Classification Using Entropy

When one wants to combine data for statistical analysis and predictivity mapping computation, layers containing certain different types of objects may have different importance levels in the statistical control on location of the points of interest set and problems often arise when one has to adjust the weight factor values of each layer parameter considered. As already shown in part 2.3.2., the entropy is strongly related to the geometrical structure of the map scheme and to the type of the spatial distributions of objects (Fig. 3). The calculation of the entropy parameter thus allows classifying map layers in regard to their geometrical configurations. Figures 10c and 11c obviously display that, as the entropy value of a given layer increases, so does the mathematical expectance of the expected shortest distance distribution, for any point of the map, around the cartographic shape objects; consequently, as the entropy value increases, more possibilities exist to highlight spatial distribution anomalies and a certain control of the objects of this layer on the location of the points of interest.

Here, we propose to define a kind of universal type process to quantify the relative importance, i.e. the weight values in the predictivity map computations, of each individual layer

considered, based on the use of the entropy value calculation. If no other specific geological information could be attached to map geometrical objects, entropy can be used to classify layers by their importance order.

Let's consider a case where a density function (input function) is fixed for the spatial distribution of points of interest around a certain type of map shape objects. As shown above in part 3.3, the capacity to highlight that an anomaly distribution effectively exists around these objects – i.e. that the output observed distribution function can be clearly distinguished from the expected one – directly depends on their cartographic configuration (density, size of objects, cluster factor, etc) and, thus, on the associated entropy value (cf. part 2.3.2). In the same way, the cartographic configuration also influences the ability to correctly describe the input probability density function through the calculation of the output one (cf. density function empirically calculated from the cartographic individual points and objects data; cf. part 4.1).

We aim here at fixing limits on cartographic geometries – using the associated entropy value – for favorable, unfavorable or "risky" conditions for recognizing and quantifying distribution anomalies. For this, a joint comparison of output and expected distribution functions, on one hand, and input and output distribution functions, on the other, is done. Indeed, as far as the difference between the output and expected distribution is strong enough, a distribution anomaly can clearly be defined and quantified even (see Fig. 7 and 8). In contrast, when the difference in between those two distribution functions approaches the one calculated between the input and output distributions (cf. estimation error due to the cartographic configuration) it is absolutely impossible to define any spatial distribution anomaly and to argue that the location of the points of interest could be controlled by the objects of this considered layer. The Kullback-Leiber distance is used as statistical variable to define the difference between the two couples of functions (Kullback and Leiber, 1951). Moreover, to resolve a scale problem, it is possible to use the redundancy factor defined as: W = 1 – Entropy / (Maximum Entropy), which is a modified form of the entropy value.

Results are shown on figure 16 for two distinct and fixed input distribution functions: $f_N(\rho; \upsilon=1.5,\sigma=2)$ on figure 16a and $f_N(\rho; \upsilon=1.5,\sigma=4)$ on figure 16b. Diagrams display the Kullback-Leiber distance (D_{KL}) against the redundancy factor W values calculated for comparing expected and output functions (black dots) and input and output functions (gray dots) with the two corresponding regression curves (Fig. 16). Statistical tests done from direct statistical models show that, for the same input distribution, the D_{KL} value characterizing distance between output and expected distributions (dark curves) decreases when the entropy decreases or as the redundancy factor increases (Fig. 16). The second clear curve refers to the difference between the input and output distributions. Usually, it is not possible to take into account absolutely all

features from all layers and for this reason, part of the objects may be falsely used for calculation, and output distributions may be biased with respect to the input distribution (Fig. 16). For example, a set of granites with the same age is used, but different in origin, such as granite type A or S and if the granite type A is related to the mineralization, the granite type S will bias statistical results. Statistical tests show that the more dispersed the input distribution is, the bigger the difference between the input and output functions is (Fig. 16). The critical value of redundancy factor W_{CR} will equal the intersection between the two curves (Fig. 16). Under this condition and for the given entropy value of this layer, the difference D_{KL} between input and output distributions equals the D_{KL} value between expected and output ones, where it is absolutely impossible to say if the position of individual points is controlled by the objects of this layer. The next limits are defined using Pearson statistical tests; for each input and output distributions, W_{input} and W_{output} values are determined such that the difference between each function and the corresponding expected one is negligible (see curves corresponding to χ^2 tests on Fig. 16). For enough number of objects, $W_{output} \geq W_{input}$; layers with a redundancy factor value lying in the interval $W_{output} \leq W < W_{CR}$ can be classified as "high risk" configurations, those whom $W_{input} \leq W < W_{output}$, as "risky" configurations and those whom $W < W_{input}$ as favorable configuration for the considering layer. These values depend on parameters of input function and can be calculated in an empirical way (Fig. 16). For the input function $f_N(\rho, \mu = 1.5, \sigma = 2)$, the critical W_{CR} value is 0.54, and for $f_N(\rho, \mu = 1.5, \sigma = 4)$, W_{CR} is 0.41. As a consequence, layers with W above W_{CR} are absolutely useless for statistical analysis in these cases.

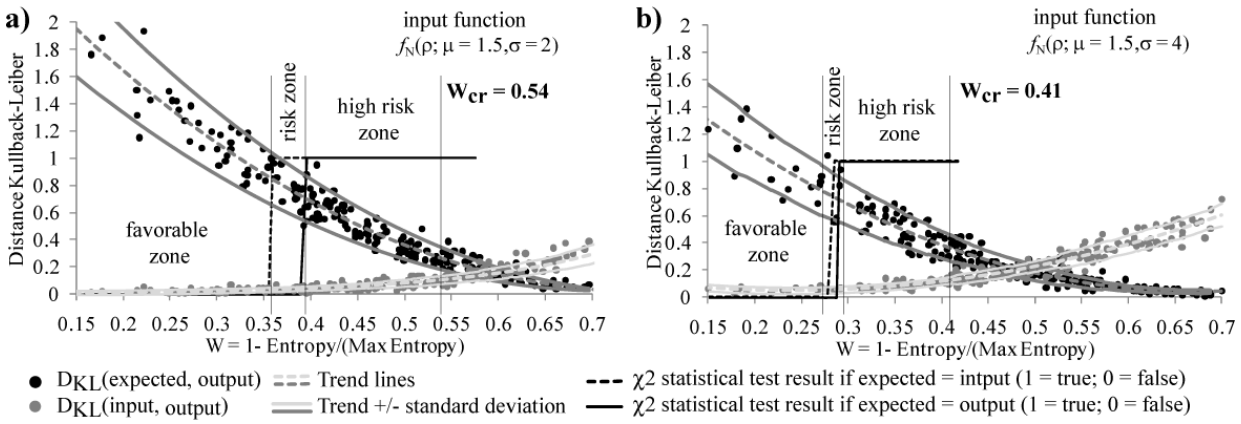


Figure 16. Determination of the strength of spatial distribution anomalies. The Kullaback-Leiber distance value is given as a function of the redundancy factor W – i.e. modified entropy value – for both output/expected and output/input couples of distribution functions. Difference in between D_{KL}(expected,output) and D_{KL}(input,output) values increases with decreasing W, i.e. with increasing entropy value which means that the anomaly attached to the corresponding map geometrical configuration becomes more obvious with increasing entropy. Graphs (a) and (b) correspond to two distinct input distribution functions. Determination of the critical redundancy values W_{cr} and of the relative ranks between distribution anomalies is discussed in the text.

6. Discussion

This study details a technique to classify data sets of objects of polygonal and linear forms using their geometrical properties, density and types of spatial distribution (from uniform to group). Through this approach one can also classify map geometrical configurations by statistical probability revealing significant influences of these object sets on the positions of individual points using the concept of entropy calculated for a given layer. The technique is based on the comparison of two probability distributions: the expected distribution of any point in the studied area around objects and the observed, output distribution of individual points of interest. This comparison allows judging the presence or absence of dependences between spatial geometrical configuration of objects and the location of the individual points of interest (the position of individual points is characterized through the calculation of their shortest distance to shape objects). For some map geometrical configurations, the expected distribution characterized for any given point of the map can be reduced to a noisy effect induces by the definition of the input conditions. So, even with a high density and an enough number of objects, the expected distribution function cannot be unequivocally used to assert whether the revealed observed distribution is a consequence of natural or artificial process, or is exclusively caused by a large number and density of objects. Thus, in such cases, the expected and observed distributions will be indiscernible on the set of significance level. In contrast, if a map configuration presents a rather high entropy value, output and expected distribution function can present strong differences; if so, the anomalies will be revealed and quantitatively accessed by various statistical tests, such as the Pearson's test for parametrical distributions, or the Kolmogorov-Smirnov test for nonparametric ones.

In this study the first important consequence of utilization of synthetic direct model computations lies in the definition of a kind of noise level from which the observed distribution will be more probably a consequence of natural processes rather than casual ones. Using synthetic models, both theoretical and empirical ways have been used to calculate the dependence of the mathematical expectance of the expected distribution on the objects geometrical parameters, i.e. their density and type of spatial distributions. In the frame of an inverse problem resolution on a natural case study, this particular technique permits to rapidly validate or invalidate the feasibility of anomaly determination for a given layer, or to also adjust the size of the considered area where they are distributed.

Second, the approach detailed in this paper allows defining the minimum number of individual observation points necessary to perform a statistical analysis at a significant confidence level: surprisingly, it comes that, whatever the scale of the study case considered, for a clustered configuration of the ellipses shape objects, a strict minimum of 28 individual

observation points may be sufficient to carry out a statistical analysis. In that case, the observed output distribution will not be much different from the input one with a probability of 20% that the initial distribution will not strictly reproduced. A minimum of 42 individual points is needed to ensure with a probability of more than 95%, at a significance value of 5 %, which observed distribution will not differ from the initial input one.

Then statistical tests performed on statistical direct modeling results point out the minimum quality of the cartographic data required to perform statistical analysis. It comes out that, as the original "input" number of cartographic objects increases the percentage of objects that can be missed to recognize input probability function through the calculation of the output one increases according to the nonlinear law for object type's ellipses and linear law for segments. It is also shown that if the objects display a group type spatial distribution, a smaller number of objects is required to reveal the input distribution.

Finally, the treatment of results coming from direct modeling shows that a new method based on the calculation of the entropy value allows classifying the layers from a map data set, taking into account the intrinsic geometrical map configuration of the shape objects and the output distribution function calculated. Such a classification is a powerful tool to i) determine which layers of a data set can be considered for statistical analysis ii) quantify the range value of the spatial distribution anomaly associated with a particular layer and thus fix the relative weight values to be used during predictivity map computation processes.

Taking into account the above results obtained from the direct statistical modeling approach presented here, a six steps methodic routine can be proposed to prepare and classify the data in the case of the treatment of a natural case study and with the objective to compute predictivity maps based on the coupling between available data layers (Fig. 17).

At first, the geological, geophysical and geochemical data are divided into three kinds of layers, by object types: polygonal, linear and points of interest (ore deposits). It is necessary to note here that only those types of ore objects which can be regarded as a point on the scale of research must be considered and that the importance of the deposit is not take into account here. Further on, each type of the data is in turn divided into the layers containing the same family objects, recognized either on their age, on their structure, chemical composition, etc.

The second step consists in defining the total study area. This can be defined: by some geological structures extension which can limit the distribution of ore objects, by the area where known ore objects are distributed, or by the area resulting from the overlap of the different layers considered. However, for the latter case, it is necessary to only choose those layers which objects can potentially influence positions of ore objects.

The third step consists in checking if, for each layer, the map geometrical configuration of its objects is adapted or not to highlight a potential control of these objects on the spatial distribution of points of interest (i.e. to highlight spatial distribution anomalies). The mathematical expectance for expected distribution of all maps point around objects is calculated. Depending on the objects type and on the geometrical configuration of the layer, a point corresponding to the case of the considered layer is plotted on an abacus such as the ones displayed on figures 10a, 10b or 11b. Such abacus construction simply depends on the cluster factor value for the ellipses objects, the percentage of the total surface occupied by ellipses p and the average surface value of ellipses and must be adapted to the proper case of each map layer. If the corresponding point lies within the "decision area" for the given expectance value, then, the map configuration of the treated layer well allows highlighting a potential spatial distribution anomaly associated with and the process can continue to next step. If the point lies outside of the decision area, step two of the present routine can eventually be re-evaluated in a way to better adjust the spatial extension of the study area. The third step also concerns the individual points of interest; their number will be checked to well exceed 40 or a very minimum of 28 (cf. part 4.1 and Fig. 12). It is also possible to calculate cluster factor G_M for these point objects. In a case where $G_M = 1$, i.e. for a total random distribution, it is most likely that objects are not related with each other, or that the objects are not numerous enough. As it testifies that random spatial distribution of individual points is strongly influenced by many factors, the contribution of each individual one may be insignificant. In a case where $G_M \ll 1$, i.e. for a clustered distribution of points, the less is this factor, the less is, most probably, the number of factors influencing individual points position. Consequently, the less is G_M, the more important is the contribution of each factor layer and the highest is the probability to restore input distribution laws.

In the fourth step, entropy value can be calculated to classify layers of objects (polygonal or linear type). It has been shown that the highest is the entropy value, the littlest will be the noise influence (i.e. the increase of mathematical expectance and dispersion of the expected distribution for all map points around objects), and more significant will be the statistical relationships in that case. On the other hand, if entropy decreases, the noise increases as well and, even though statistical relationships would be significant between the points of interest and the given map objects, this would certainly not be correctly highlighted from the statistical analysis. For the given layers, a more detailed splitting in between objects is necessary, based on additional parameters. The process finally results in the selection a set of layers with high/average entropy value, each one playing a significant role in the distribution of individual points.

The fifth step in this method is necessary to classify the above selected layers by their importance, or degree of influence, on the position of individual point. Entropy value of each layer combined with the "quantification" of the anomaly, i.e. of the difference in between the observed and expected reference distributions, give a rank value for each layer that can be used when combining the different parameters for predictivity map calculation (see Part 5 for details).

The sixth and last step actually consists in the predictivity map calculation itself. Different mathematical models exist to combine the considered parameter values but all are based on an ordination of the influence of each parameter. Instead of classifying a-priori the role of each layer parameter considered, the process presented here allows determining this classification from the only one statistical analysis of the given parameter in a natural case study.

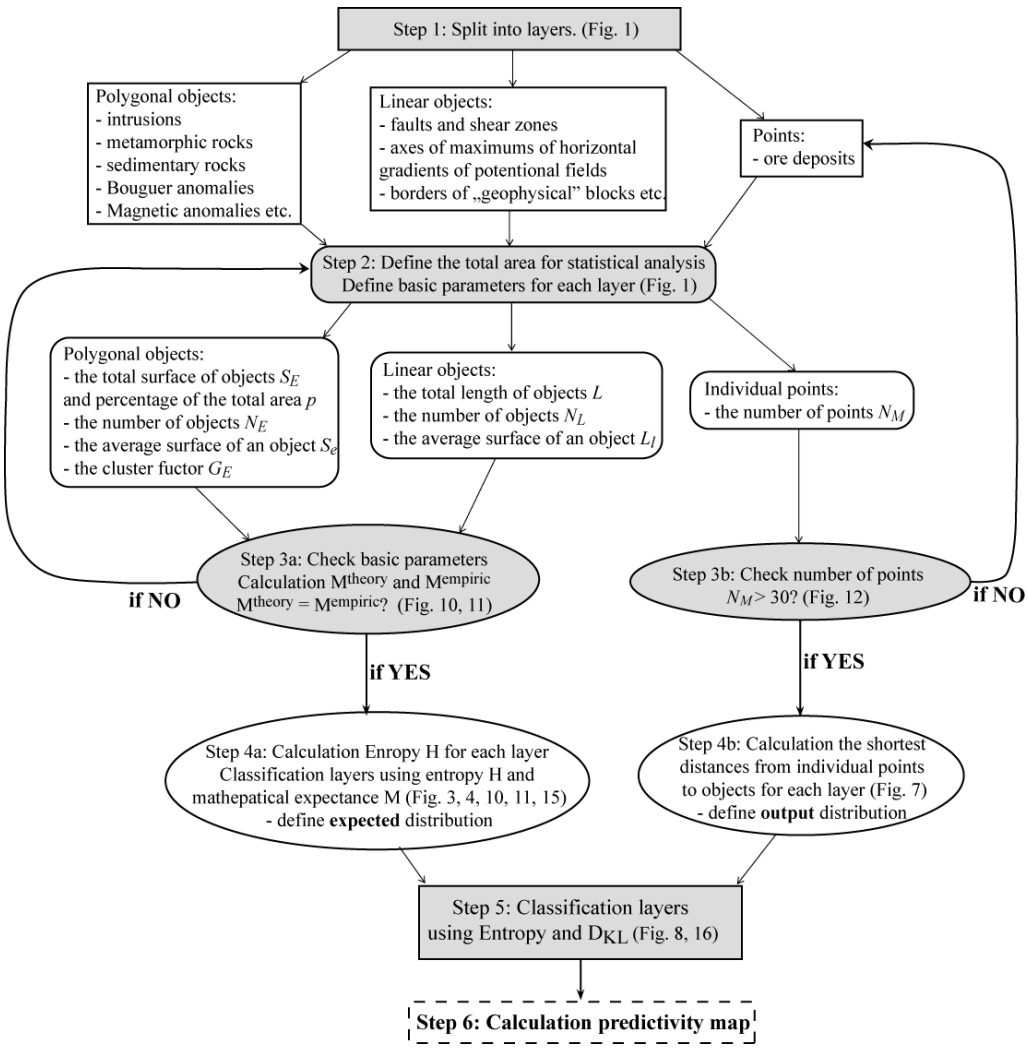


Figure 17. Proposition of a chart flow for the treatment of multi-layers natural case studies for predictivity map calculations. Based on the results obtained from the direct statistical modeling presented in the paper, methodic rules are given for i) identifying layers presenting suitable map configurations for highlighting spatial distribution anomalies, ii) determining the minimum entry conditions necessary for statistical analysis, as discussed in the text and iii) classifying layers, in function of the strength of the anomaly associated with, to compute predictivity maps.

7. Conclusions

A new direct statistical approach developed in this paper allows creating automatic map models controlled by several input geometrical parameters on polygonal (representing map geological units), lineal (representing faults or shear zones) map objects and their spatial relationships with points of interest (representing locations of ore deposits). This method is essentially based on distance distributions analyses but other parameters may be used as variables, such as the size of objects, their alignment, etc. By definition, input probability distribution functions are known as entry conditions for the models. Comparison between these distributions and the one empirically calculated from the map models obtained allows testing the stability of the calculation of the statistical parameters used to highlight spatial distribution anomalies in regard with the map geometrical configurations. In this paper, techniques of comparisons between two probability distributions are tested in a way to propose a process adapted to highlight anomalies of ore deposits around plutons or cartographic structures, for example. It comes out from the study that the mathematical expectance comparison of the considered distribution functions is a very good parameter to consider.

The statistical tests performed on the results from the direct modeling show that:

- for a given layer (polygonal or lineal objects), the map geometrical configuration can be classified using the statistical entropy value calculation. This parameter value is linked with a certain degree of freedom allowed by a given geometrical configuration (density of objects, mean width, clustering, etc) for dispersing individual points, through the map, around objects,

- for a given map layer, one can determine, *a-priori*, if its geometrical configuration allows highlighting a potential anomaly distribution of points of interest (e.g. ore deposits) associated with this layer; i.e. if objects contained in this layer have a certain control on the location of these individual points of interest. Different “universal” abacuses have been drawn from the direct statistical modeling results; knowing the percentage of the total area occupied by objects and their average individual surface if considering polygons or the total length of segments and their average individual length if considering lineal objects, plot on the corresponding abacus shows if anomalies could be highlighted i) confidently, ii) with a certain risk or iii) not at all for the map layer considered,

- to perform a spatial statistical analysis on a given case study, the minimum number of observation points needed to perfectly – i.e. at 95% confidence level – retrieve the input statistical parameters through the output distribution computed from the map data is 42, whatever the size of the area and, thus the scale study considered. Under certain dispersion

conditions of objects, 28 observation points (cf. ore deposit indices) can even be enough when considering a very acceptable 80% probability level,

- spatial statistical analysis of map data layers can be performed even if the map quality is not at a maximum, i.e. even if the scale resolution of the data is not exactly adjusted to the one expected for the study or even if some map objects have been missed during mapping or assigned to the wrong map layer. Depending on the spatial density and clustering of the map objects considered, 10% to 40% of the original number of cartographic objects can be missing without much modifying the output distribution calculated from the points of interest spatial distribution,

Finally, a computation process is proposed for analyzing and preparing data for predictivity mapping exploration on natural case studies. The entropy is used to select the favorable layers for a statistical analysis. This parameter value can also be used to classify these layers in function of the strength of their control on the location of the ore deposits. In particular, such ranking can be easily used to quantify the weight attributed to each layer during predictivity map computation, i.e. during the combination of the individual score grids calculated for each variable. At that stage, applications of the principles exposed in this paper should be applied and test on natural case studies.

Appendix A: Variables used in the manuscript

Sets of objects:

S – the total studied area;

cellsizeX – the size of a cell along axis X;

cellsizeY – the size of a cell along axis Y;

I. <u>The set of ellipses</u>: $\mathbb{E} = \{e_1, e_2, \ldots, e_n\}$, $n = 1 \ldots N_E$

N_E – the number of ellipses;

S_E – the total surface of ellipses;

$p = S_E/S \cdot 100\%$ - the percentage of area occupied by ellipses;

$\bar{S}_e = S_E / N_E$ (A.1)– the average surface of ellipses;

$\bar{R}_e = \sqrt{S_e / \pi}$ (A.2) – the average «radius» of ellipses;

$\delta_E = N_E / (S / (cellsizeX \cdot cellsizeY))$ (A.3)– the density of ellipses per cell;

ρ_e – the distance between any a specified ellipse to its nearest neighbor;

$\bar{\rho}_A = (\sum \rho_e) / N_E$ (A.4)– the mean distance between the center of an ellipse to the center of the nearest neighbor one;

$\bar{\rho}_E = 1/(2\sqrt{\delta_E}) - 2\bar{R}_e$ (A.5)– the mean distance between nearest neighbor ellipses expected in an infinitely large random distribution of density δ_E;

$G_E = \bar{\rho}_A / \bar{\rho}_E$ (A.6)– the cluster factor;

$\sigma_{\bar{\rho}_e} = 0.26136 / \sqrt{N_E \delta_E}$ (A.7)- the standard error of the mean distance to nearest neighbor in a random distribution of density δ_E;

$c_E = (\bar{\rho}_A - \bar{\rho}_E) / \sigma_{\bar{\rho}_e}$ (A.8)- the standard variance of the normal curve;

The ellipse parameters $\forall\ e \in \mathbb{E}$:

(x_e, y_e) –the center of ellipse coordinates;

a, b – semi axes of the ellipse;

α – the azimuth of the ellipse;

S_e – the surface of the ellipse;

II. <u>The set of segments</u>: $\mathbb{L} = \{l_1, l_2, \ldots, l_n\}$, $n = 1 \ldots N_L$

N_L– the number of segments;

L – the total length of segments;

$\bar{L} = L / N_L$ (A.9)– the average length of the segment;

The segment parameters $\forall\ l \in \mathbb{L}$:

(x_1, y_1) – coordinates of the segment beginning;

(x_2, y_2) – coordinates of the segment end;

β – the azimuth of the segment;

L_l– the length of the segment l;

III. <u>The set of individual points</u>: $\mathbb{M} = \{m_1, m_2, \ldots, m_n\}$, $n = 1 \ldots N_M$

N_M – the number of individuals point;

$\delta_M = N_M / (S / (cellsizeX \cdot cellsizeY))$ (A.10)– the density of points per cell,

ρ_m – the distance of any specified point to its nearest neighbor,

$\bar{\rho}_B = (\sum \rho_m) / N_M$ (A.11)– the mean of the series of distances between a given point to it nearest neighbor,

$\bar{\rho}_M = 1 / (2\sqrt{\delta_M})$ (A.12)– the mean distance to nearest neighbor expected in an infinitely large random distribution of density δ_M,

$G_M = \bar{\rho}_B / \bar{\rho}_M$ (A.13) – the cluster factor,

$c_M = (\bar{\rho}_B - \bar{\rho}_M) / \sigma_{\bar{\rho}_M}$ (A.14)- the standard variance of the normal distribution,

$\sigma_{\bar{\rho}_m} = 0.26136 / \sqrt{N_M \delta_M}$ (A.15) - the standard error of the mean distance to nearest neighbor in a random distribution of density δ_M;

The individual point parameters $\forall\ m \in \mathbb{M}$**;**

(x_0, y_0) – individual points coordinates;

IV. <u>The set of all map points</u>: $\mathbb{Q} = \{q_1, q_2, \ldots, q_n\}$, $n = 1 \ldots N_Q$

$N_Q = (S - S_E) / (cellsizeX \cdot cellsizeY)$ (A.16)– the number of points;

Appendix B: Types of density probability distributions and their parameters

In this appendix, F refers to the spatial distribution around ellipses (see text). F can be simply replaced by U in the equations when dealing with spatial distribution around segments.

I. Three density probability distributions for each layer containing objects (ellipses or segments):

1. Expected: A real-random variable X_E (X_L), the probability distributions

$$F_X(\rho) = \mathbb{P}^X((-\infty,\rho]) = \mathbb{P}(X \le \rho) \text{ (B.1), where}$$

$$\rho \in D(q,e) = \inf\{r \mid \forall q \in \mathbf{Q} \exists e \in \mathbf{E} : d(q,e) < r, \forall e \in \mathbf{E} \exists q \in \mathbf{Q} : d(q,e) < r\} \text{(B.2)}$$

- the shortest distance between elements of sets $\mathbb{Q}$ and $\mathbb{E}$ ($\mathbb{L}$) (Hausdorff distance) (Cramer , 1946);

2. Theoretical (input): A real-valued random variable Y_E (Y_L) – with normal law (Gaussian) of distribution $f_Y(\rho;\ \mu,\sigma^2)$, the probability distributions

$$F_Y(\rho;\mu,\sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int e^{\frac{-(\rho-\mu)^2}{2\sigma^2}} d\rho \text{ (B.3), where}$$

μ – a mathematic expectance, σ – a standard deviation

$$F_Y(\rho) = \Phi\left(\frac{\rho-\mu}{\sigma}\right) = P(Y \le \rho) \text{ (B.4), where}$$

$$\Phi(x) = 1/\sqrt{2\pi}\int_0^x e^{-u^2/2} du \text{ (B.5) – the Laplace function}$$

ρ – the theoretical minimum distance between elements of sets $\mathbb{M}$ and $\mathbb{E}$ ($\mathbb{L}$);

3. Empiric (output): A real-valued random variable Z_E (Z_L) , the probability distributions

$$F_Z(\rho) = \mathbb{P}^Z((-\infty,\rho]) = \mathbb{P}(Z \le \rho) \text{ (B.6), where}$$

$$\rho \in D(m,e) = \inf\{r \mid \forall m \in \mathbf{M} \exists e \in \mathbf{E} : d(m,e) < r, \forall e \in \mathbf{E} \exists m \in \mathbf{M} : d(m,e) < r\} \text{(B.7)}$$

the shortest distance between elements of sets $\mathbb{M}$ and $\mathbb{E}$ ($\mathbb{L}$) (Hausdorff distance) (Cramer , 1946);

II. Histogram constructions

X_1, ... X_n- sample of distribution some X. We will define splitting of a numerical straight line: $-\infty < \rho_0 < \rho_1 < \ldots < \rho_{k-1} < \rho_k < \infty$.

Let $n_i = \sum_{j=1}^{n} 1_{\{X_j \in (\rho_{k-1},\rho_k]\}}, i = 1...k$ (B.8), number of the sample units which have got in an i interval.

Then the piecewise constant functions $\tilde{F} : R \to R$, which is looking like:

$\tilde{F}(\rho) = n_i, \rho \in (\rho_{k-1,}\rho_k]$ (B.9) is called as the histogram of sample X_1, ... X_n. The function h: $\mathbb{R} \to \mathbb{R}$, set by equality:

$$F(\rho) = n_i / (n\Delta a_i), \rho \in (\rho_{k-1,}\rho_k],\ i = 1 \ldots k \text{ (B.10), where}$$

$$\Delta\alpha_i \equiv \rho_i - \rho_{i-1},\ i = 1 \ldots k \text{ (B.11)}$$

is called as the normalized histogram, and (B.2) the shortest distance between elements of sets $\mathbb{Q}$ and $\mathbb{E}$ ($\mathbb{L}$) (Hausdorff distance) (Cramer , 1946);

III. Properties of density probability distributions

If X the continuous random variable:

$$M[X] = \int_{-\infty}^{\infty} \rho dF_X(\rho) \text{ (B.12) – the mathematical expectance } \mu;$$

$$D[X] = M[(X - M[X])^2] \text{ (B.13)– the variance;}$$

The entropy H of a discrete random variable X_E with possible values $\{X_1, ..., X_{Ne}\}$ with probability density function $F_X(\rho)$ is

$$H(F_X) = -\sum_{i=1}^{X_{E_{\max}}} P(F_{X\,i}) \log P(F_{X\,i}),\ 0 \le H(F_X) \le log\rho_{X_{max}}, \text{ (B.14)and whth}$$

$$W_E = 1 - H(F_X) / \log N_E \text{ (B.15)}$$

the redundancy factor, given that $0 \le W_E \le 1$ (Shannon, 1963).

Appendix C: Statistical tools used for comparison of two distributions

I. Comparison of statistical averages of two populations with known variances:

Whether the given statistical test allows define significantly distinction between mathematical expectances of two distributions. If X and Z statistical populations of size N and M, respectively $\bar{X}, \bar{Y}$ – samples means, $D[X]$, D[Z] – samples variances, $H_0 : M[X] = M[Z]$ – the null hypothesis, $H_0 : M[X] \neq M[Z]$ – the competing hypothesis,

$$Z_{ob} = (\bar{X} - \bar{Z}) / \sqrt{D[X]/n + D[Z]/n} \text{ (C.1)}$$

a random variable as testing criterion for the null hypothesis, α - significance level, $\Phi_{Z_{cr}} = (1-\alpha)/2$ (C.2)- critical point of the Laplace function, $|Z_{ob}| < z_{cr}$ – there are no bases to reject the null hypothesis, $|Z_{ob}| > z_{cr}$ – the null hypothesis is rejected . (Kendall et al., vol. 3, 1983)

II. Pearson's chi-square test:

Whether the given statistical test allows to define significantly distinction between two distributions theoretical and empirical: H_0 – the null hypothesis, that a random variable X subjects to distribution law $F_X(\rho)$, P_i^{theory} – expected probability of appearance in an i interval, P_i^{emp} - observed probability of appearance in an i interval,

$$\chi^2 = N \sum_{x \in X} ((P_i^{theory} - P_i^{emp})^2 / P_i^{theory}) \text{ (C.3)}$$

is the Pearson's statistics.

The rule: If the received statistics surpasses fractile of the distribution law χ^2 at the set significance level α with ($k - p$ - 1) degrees of freedom, where k – the number of intervals, and p – the number of estimated parameters of the distribution law (p = 2 for normal law), hypothesis H_0 could be rejected (negative response of the test). Otherwise the hypothesis could be accepted on the set significance level α (positive response of the test) (Plackett et al., 1983)

III. Kullback–Leibler distinction:

For probability distributions $F_X(\rho)$ and $F_Y(\rho)$ of a discrete random variable X, Y the distinction Kullback-Leiber is calculating as:

$$D_{KL}(F_X, F_Y) = \sum_{\rho \in Y} F_X(\rho) \ln(F_X(\rho) / F_Y(\rho)) \text{ (C.4)}$$

Distance Kullback-Leiber is never negative, and equal to zero only in the case when X=Y «almost everywhere», where X and Y vary randomly with distributions of FX(ρ) and FY(ρ) (Kullback et al., 1951)

References

Adams, S., 1985. Using geological information to develop exploration strategies for epithermal deposits. Reviews in Econ. Geol. 2, 273 – 298.

Berman, M., 1977. Distance distributions associated with Poisson processes of geometric figures. Journal of Applied Probability 14, 195–199.

Berman, M., 1986. Testing for spatial association between a point processes and another stochastic process. Journal of the Royal Statistical Society, series C (Applied Statistics) 35, 54–62.

Billa, M., Cassard, D., Lips, A.L.W., Bouchot, V., Tourlière, B., Stein, G., Guillou-Frottier, L., 2004. Predicting gold-rich epithermal and porphyry systems in the central Andes with a continental-scale metallogenic GIS. Ore Geology Reviews 25, 39– 67.

Bonham-Carter G.F., 2002. Geographic information systems for geoscientists: modeling with GIS. Pergamon, Oxford, 398p.

Carranza, E.J.M., 2008. Geochemical anomaly and mineral prospectivity mapping in GIS. Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry, vol.11, Elsevier, Amsterdam, 368p.

Carranza, E.J.M., 2009. Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features. Ore Geology Reviews 35, 383-400.

Cassard, D., Billa, M., Lambert, A., Picot, J.-C., Husson, Y., Lasserre, J.-L., Delor, C., 2008. Gold predictivity mapping in French Guiana using an expert-guided data-driven approach based on a regional-scale GIS. Ore Geology Reviews 34, 471–500.

Chernoff, H., Lehmann, E.L., 1954. The use of maximum likelihood estimates in $\chi 2$ tests for goodness-of-fit. The Annals of Mathematical Statistics 25, 579–586.

Clark, P.J., Evans, F.C., 1954. Distance to nearest neighbor as a measure of spatial relationships in populations. Ecology 35(4), 445-453.

Cramer, H., 1946. Mathematical methods of statistics. Princeton Landmarks in Mathematics, Uppsala, Sweden, 628p.

Feltrin, L., 2008. Predictive modeling of prospectively for Pb–Zn deposits in the Lawn Hill Region, Queensland, Australia. Ore Geology Reviews 34, 399–427.

Gmurman, V.E., 2003. Probability theory and the mathematical statistics. "High school", Moscow, 479p. (in Russian).

Kendall, M., Stuart, A., 1960. The advanced theory of statistics Vol. 1: Distribution theory, 2th ed. Charles Griffin, London, 588p.

Kendall, M., Stuart, A., 1979. The advanced theory of statistics Vol. 2: Inference and relationship, 4th ed. Charles Griffin, London, 889p.

Kendall, M., Stuart, A., Ord, J.K., 1983. The advanced theory of statistics Vol. 3, 4th ed. Charles Griffin, London, 780p.

Knox-Robinson, C.M., Groves, D.I., 1997. Gold prospectivity mapping using a Geographic Information System (GIS) with examples from Yilgarn Block of Western Australia. Chron. rech. min. 529, 127-138.

Kullback, S., Leiber, R., 1951. On information and sufficiency. Annals of Mathematical Statistics 22, 79-86.

Plackett, R.L., 1983. Karl Pearson and the Chi-Squared Test. International Statistical Review 51(1), 59–72.

Roy, R., Cassard, D., Cobbold, P.R., Rossello, E.A., Billa, M., Bailly, L., Lips, A.L.W., 2006. Predictive mapping for copper–gold magmatic-hydrothermal systems in NW Argentina: Use of a regional-scale GIS, application of an expert-guided data-driven approach, and comparison with results from a continental-scale GIS. Ore Geology Reviews 29, 260–286.

Shannon, C. E., 1948. A Mathematical Theory of Communication. The Bell System Technical Journal 27, pp. 379–423.

Shannon, C. E., 1963.Works on information theories. The foreign literature, Moscow, 827p. (in Russian).

Vaillant, M., Jouany, J.M., Devillers, J., 1995. A multicriteria estimation of the environmental risk of chemicals with the SIRIS method. Toxicology Modeling 1, 57-72.

2 Conclusion

В результате проведенных автором теоретических и экспериментальных исследований на большом количестве искусственных моделях (более 100000), предлагается следующая методика статистического анализа геолого-геофизических данных, для построения прогнозных карт при поисках месторождений золота (Sterligov B.V. et al., 2009, 2010). Методика включает шесть последовательных этапов.

На первом этапе геологические, геофизические и геохимические данные, по форме проекции объектов на горизонтальную плоскость, разделяются на три типа: полигональные (описывающие интрузивные, магматические образования и пр.), линейные (соответствующие разрывным нарушениям и пр.) и точечные (отвечающие координатам центров золоторудных месторождений) (рис. 2.17). Необходимо отметить, что данный вид статистического анализа целесообразно проводить только в таком масштабе, в котором золоторудные объекты могут быть приняты в качестве точки. Далее, каждый тип данных (полигональный, линейный и точечный) в свою очередь разделяется на «параметрические слои», содержащие однотипные объекты (либо по возрасту, либо по типу, либо по происхождению и т.д.). Далее строится карта кратчайших расстояний до объектов параметрического слоя. Подобным образом определяется параметрический слой для каждого типа объектов, причем все они находятся на одной высоте *H*, которую целесообразно принимать равной средней высоте рельефа области исследования. Таким образом, подобный вид исследования является фактически двухмерным. Однако использование результатов интерпретации геофизических данных, позволяет рассматривать проекции разноглубинных объектов и исследовать статистические связи месторождений золота с ними тоже.

Второй этап заключается в определении общей площади исследования и геометрических параметров объектов каждого параметрического слоя. Общая площадь может быть определена по различным критериям и исходя из поставленной задачи. Под геометрическими параметрами понимаются параметры проекций соответствующих двухмерных фигур: для полигональных объектов – общая площадь объектов, средняя площадь объекта, количество объектов; для линейных – общая длина объектов, средняя длина объекта, количество объектов.

На третьем этапе для объектов полигонального и линейного типа необходимо определить параметры «о*жидаемых* распределений» соответствующих параметрических слоев. Под *ожидаемым* распределением в данном случае подразумевается закон F_X, распределения случайной величины X, по которому должны пространственно распределяться месторождения вокруг объектов параметрического слоя, в случае отсутствия генетической связи между ними. Статистические параметры и вид данного закона зависит от плотности объектов и их местоположения. *Ожидаемое* распределение может быть рассчитано как теоретически по формуле (2.28), так и эмпирически. Эмпирически, данное распределение можно получить путем дискретизации карты расстояний соответствующего параметрического слоя, и заданием величины интервала для построения гистограммы. При этом минимальный размер ячейки при дискретизации по оси X, либо по оси Y рассчитываемых карт не должен быть больше интервала, используемого для построения гистограмм. Далее рассчитывается вероятность попадания ячеек карты в «буферные зоны», и строятся гистограммы ожидаемого распределения (см. раздел 2.2). Напомним, что под буферными зонами понимаются области, равноудаленные от объектов слоя на плоскости с постоянной шириной, равной величине интервала гистограммы по оси X. С другой стороны, математическое ожидание распределения F_X для параметрических слоев, содержащих объекты полигонального типа можно получить теоретически, используя выражение, выведенное ранее (см. раздел 2.3): В случае существенного различия между статистическими параметрами, полученными эмпирическим и теоретическим путем, можно утверждать что, либо неверно определены геометрические параметры объектов, либо, что более вероятно, неверно выбрана общая площадь исследования. Для объектов точечного типа (рудных месторождений) проверяется, что их количество более 42, что необходимо для надежного решения обратной задачи, выявления золоторудных зон.

На четвертом этапе для каждого параметрического слоя рассчитывается «энтропия слоя», по значению которой проводится дальнейшая классификация. Как было отмечено ранее, чем больше энтропия слоя, тем меньше будет влияние помехи (увеличение математического ожидания $M[F_X]$ и дисперсии $D[F_X]$ ожидаемого распределения), и тем значительнее будут выявленные статистические связи (более значимое влияние объектов описываемых параметрическим слоем на положение золоторудных месторождений). С другой стороны, чем меньше энтропия слоя, тем будет больше влияние помехи, и сильные статистические связи, вероятней, будут приняты за незначительные. Для данных параметрических слоев необходимо более детальное разбиение по вторичному признаку

на два и более слоя. В результате получают набор параметрических слоев, отличных по значению энтропии *H*.

На предпоследнем этапе параметрические слои классифицируются по степени влияния на положения золоторудных объектов. Для этого используется методика сравнения значений энтропии слоев и значений статистики критерия χ^2 Пирсона (см. раздел 2.4). На заключительном этапе рассчитываются прогнозные карты, с помощью методов преобразований, описанных разделе 4.

III. MODELISATION 3-D DES STRUCTURES CRUSTALES DE LA YÉNISSEI RIDGE

« Les erreurs sont les portes de la découverte. »

James Joyce

L'Yenissei Ridge dans un proche avenir demeure l'une des régions clés pour la prospection d'or, car elle dispose d'un fort potentiel de ressources existantes pour ce métal. Dans cette zone, actuellement, les explorations principales des gisements l'or sont localisées à faible profondeur. Pour connaître de nouveaux sites potentiels et leur répartition dans cette région, il est indispensable d'étudier la structure géologique profonde. D'ailleurs, la question sur l'évolution des structures géologiques de l'Yenissei Ridge est toujours en discussion.

Plusieurs modèles sur la structure interne de l'Yenissei Ridge ont été historiquement proposés. Le premier modèle est basé sur le concept de géosynclinal. Selon ce concept, la structure de la dorsale Yenissei démarrait dans la partie centrale, dite le soulèvement Yenissei, et se poursuivit à l'Est par des chevauchements (Tissky, Angara-Yenissei) (Hersakova , 1999). Le soulèvement est séparé du grand nombre de chevauchements de longue durée à partir du Riphéen. Par la suite, les études de la fin du XXe siècle ont proposé un nouveau modèle alternatif de l'Yenissei Ridge, qui a combiné des caractéristiques des deux modèles « fixisme » et « mobilisme » (Hersakova, 1999). Il a été suggéré que la dorsale Yenissei est refermée et plissée. La formation de dépôt stratigraphie dans la zone de la crête s'est produite au moins en deux étapes. La première est liée aux processus collisionnels d'âge Grenvillien (1000 Ma) lors de la formation du supercontinent Rodinia. La deuxième étape (900 à 850 Ma) s'est produite avec un processus arc-collision d'age Piphéen à la fin Riphéen Paleoi-Siberie (Vernikovskaya et al., 2003). Ce processus s'est terminé avec la mise en place des granites Tatar-Ayakhta (850 ± 50 Ma), et des plissements de la crête de Yenissei (Hersakova, 1999). Pour tester ces hypothèses actuelles sur la structure profonde de l'Yenissei Ridge et affiner des idées sur la nature de la formation des zones de minéralisation d'or, les études électromagnétiques ont été menées à l'aide de sondage magnétotellurique le long du profil « Batolite », des profils seismiquesséismiques « Batolite » et « Shpate » ainsi que les anomalies Bougeur et les données aéromagnétiques. Dans la première étape de l'étude de la structure profonde du territoire, basée sur des données géologiques et géophysiques, des modèles de densité ont été construits à deux dimensions de la structure profonde de la crête de Ienisseï dans le programme de GM-SYS (GeoSoft) géotraverses long « Batolit » et « Shpate ».

La simulation a été considérée comme un ensemble des modèles qui présente différentes visions sur la structure profonde de la région étudiée. Cependant, le modèle de densité inférieure à ±0,8 mGal a été mieux considéré sous l'hypothèse que la couverture est plissée dans la région d'étude. Une attention particulière a été donnée à la modélisation des formations intrusives (à des profondeurs jusqu'à 5 km), dans les complexes de granites, notamment Gushihinska et Tatar-Ayakhta, en tant que structures favorables pour des dépôts de minerai aurifère.

La modélisation en trois dimensions a été réalisée dans le programme 3Dgeomodeller (BRGM, France). Une particularité de ce programme est son principe de la modélisation des objets géologiques, à travers la construction des surfaces de différentes couches géologiques à l'aide des points d'observation sur le terrain et l'abondance de données sur les éléments des couches. Dans la modélisation, comme entrant, est utilisé les cartes géologiques numériques d'échelle entre 1:200 000 et 1:1 000 000, ce qui a considérablement accéléré le processus de création de modèles en trois dimensions (3D). Les couches du modèle géologique sont en conformité des anciennes vers les jeunes. 17 couches géologiques ont été définies, allant du manteau à la couverture sédimentaire.

En fonction des types de roches qui constituent de la couche, les valeurs de la densité ont été définies, variant de 2,05 à 3,25 g/cm^3. Notez que la densité de σ pour les couches profondes ont été déterminés par des corrélations des valeurs σ des blocs et des vitesses V correspondant aux profils sismiques. Les résultats de la modélisation 3D ont été utilisés pour la modélisation de densité le long des profils de référence « Batolite » et « Shpate ». Pour obtenir un modèle plus fiable, la modélisation de densité a été effectuée le long d'une série de huit profils parallèles au profil « Batolite », avec un intervalle de 40 km. En conséquence, un modèle 3D de densité a été construit pour la structure profonde de l'Yenissei Ridge et les zones adjacentes.

Après avoir réalisé la paramétrisation de la densité et la configuration des couches géologiques en résolvant le problème direct pour la zone de la crête de Ienisseï et les zones adjacentes, un modèle a été obtenu pour l'anomalie de pesanteur. Toutefois, nous avons calculé d'autres modèles de la structure de la dorsale Ienisseï, correspondant à différentes hypothèses géologiques (Sterligov et al., 2008). La meilleure convergence avec le champ de pesanteur observé (± 6 mGal) a montré que les modèles de densité impliquant des structures plissées et des chevauchements correspondent mieux aux données connues . dans la zone d'étude. La partie centrale de l'Yenissei Ridge est caractérisée par la structure profonde de granitoïdes d'âge Tatar-Ayakhta et Gluchihinksa. Le terrain de subsurface présente des structures subverticales, cependant, les granites Glushihinska présentent une structure interne complexe, et une petite partie d'entre eux apparaît à la surface.

Le modèle physique et géologique résultant en trois dimensions de l'Yenissei Ridge montre une bonne compatibilité avec les données initiales géologiques et géophysiques. La structure complexe de la région modélisée dans cette étude favorise le concept de tectonique de plaque avec une structure collisionelle pour l'Yenissei Ridge. Les résultats obtenus dans le processus d'interprétation des données géophysiques seront utilisées plus tard lors de la construction des cartes de prévision de l'or.

Раздел 2 настоящей работы был полностью посвящен анализу исключительно искусственных геологических моделей, отражающих строение типичных геолого-тектонических районов, в пределах которых могут быть расположены золоторудные провинции. В ходе данного исследования были сделаны выводы, позволяющие практически использовать разработанную методику стохастического анализа геолого-геофизических данных для решения прогнозных задач на золото в пределах конкретных регионов. Ярким примером такого региона является Енисейский кряж, который в обозримой перспективе останется одним из основных золотодобывающих регионов, поскольку здесь сосредоточен большой ресурсный потенциал и действующие золотодобывающие мощности. Здесь же сейчас сосредоточены основные объемы ГРР на золото, проводимые как за бюджетные средства, так и за средства недропользователей. Решить задачу выделения новых перспективных участков для Енисейского кряжа можно только путем изучения глубинного строения региона и рудоконтролирующих структур.

Для решения поставленной задачи, обработка и интерпретация геофизических данных проводилась в несколько этапов:

- Подготовка и сведение в единый цифровой массив гравиметрических и магнитных данные на площади 300000 кв. километров
- Трансформации потенциальных полей, включающие спектральный анализ и расчет производных полей.
- Выделение блоков с одинаковыми физическими свойствами (плотность σ, скорость сейсмических волн V, намагниченность) по результатам районирования и структурного анализа потенциальных полей.
- Решение прямой и обратной задачи с минимальным использованием априорной информации для получения представлений о глубинных горизонтах.
- Плотностное моделирование геологических разрезов вдоль геотраверсов.
- Трехмерное плотностное моделирование и создание трехмерной физико-геологической модели Енисейского кряжа и сопредельных территорий.

1. Contexte géologique

Перед началом обработки и интерпретации геофизических данных рассмотрим современные представления о строении Енисейского кряжа. Отменим, что вопрос об истории формирования геологических структур Енисейского Кряжа до сих пор остается остро дискуссионным. Не существует единой точки зрения по многим вопросам о глубинном строении региона.

Енисейский кряж расположен в юго-западном обрамлении Сибирской платформы. По мнению многих геологов (в т.ч. Сердюк и др., 2002; Суганов и др., 2002; Корнев и др., 2004) является частично выступом ее фундамента, и сложен частично породами её складчатого обрамления.

Архейские (?) отложения развиты в Ангаро-Канской части Енисейского кряжа (рис. 3.1). Они представлены глубокометаморфизованными гнейсами и сланцами с широким развитием в них метабазитов и метаультрабазитов вулканогенных и интрузивных фаций, испытавших вместе с вмещающими их отложениями региональный метаморфизм в условиях гранулитовой фации.

К стратиграфическому уровню нижнего протерозоя PR_1 относятся карбонатно-вулканогенно-терригенные отложения енисейской, тейской, караганской и дербинской серий.

Отложения среднего рифея R_2 широко распространены в регионе. В пределах Енисейского кряжа его отложения выделены в составе сухопитской серии, в пределах Восточного Саяна - в составе жайминской, урманской и манской свит кувайской серии.

Отложения верхнего рифея R_3 в Енисейском кряже выделены в составе (снизу вверх) тунгусикской и широкинской серий, сложенных вулканогенно-карбонатно-терригенными отложениями, метаморфизованными в условиях от зеленосланцевой до эпидот-амфиболитовой фаций (Likhanov I.I., 2007). К верхнему рифею в Восточном Саяне относятся отложения бахтинской свиты, слагающих верхнюю половину кувайской серии.

В Енисейском кряже к верхнему рифею – венду R_3 –V относятся отложения ослянской, чингасанской, вороговской, чапской и тасеевской серий с возрастом пород 800-670 Ма. Представлены они в основном неметаморфизованными карбонатно-терригенными отложениями орогенного и субплатформенного этапов и распространены главным образом вдоль восточной и северо-западной окраины региона. В пределах Восточного Саяна к венду относятся неметаморфизованные терригенные отложения оклерской свиты, сложенной песчаниками, алевролитами, конгломератами.

Палеозой PZ в пределах Енисейского кряжа и Восточного Саяна представлен карбонатно-терригенными платформенными образованиями. Они перекрываются мезо-кайнозойскими осадками (MZ-KZ) – песчаниками, алевролитами и аргиллитами.

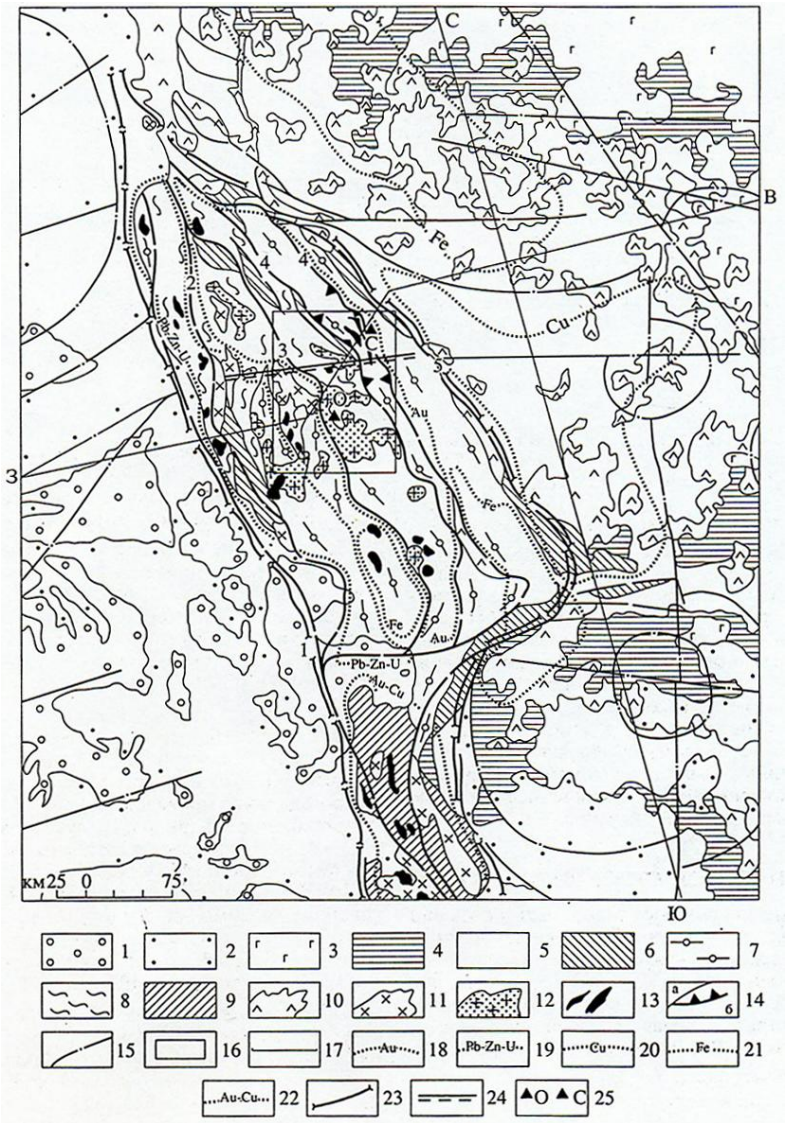


Рис. 3.1 *Геологическая схема Енисейского кряжа и прилегающих фрагментов Западносибирской плиты и Сибирской платформы, составленная по государственной геологической карте СССР (1983) с дополнениями (М.М. Константинов и др.). 1-5 - платформенный чехол: 1 - палеоген-неогеновые песчано-галечные, глинистые образования, угли, бокситы, 2 -юрско-меловые континентальные песчано-галечники, глины, аргиллиты, бурые угли (юрские), бокситы (меловые), 3 - пермо-триасовая диабазовая туфолавовая толща, 4 - континентальные песчано-глинисто-сланцевые угленосные толщи карбона и перми, 5 - морские известковистые глинисто-песчаные отложения - девона с эффузивами преимущественно базальтоидного состава и их туфами в верхнем силуре - нижнем девоне в Приангарье и Чулымо-Енисейском прогибе; 6 - вендские (средний протерозой-нижний кембрий) терригенно-гравелито-песчано-красноцветные толщи; 7 - среднепротерозойские вулканогенно-терригенно-сланцевые, углистые алевросланцевые, карбонатно-метасланцевые молассоиды, кварциты, метаэффузивы чингасанской, тунгусинской и сухопитской серий; 8 - нижнепротерозойские кристаллические сланцы, амфиболиты, мраморы, кварциты; 9 - архейские метатерригенные катагнейсы и сланцы; 10-13 - магматические комплексы: 10-триасовые траппы: долериты, габбро-долериты, 11, 12-гранитоиды: 11 - посольненского, 12 - татарско-аяхтинского комплексов; 13 - габброиды и ультрабазиты; 14 - глубинные разломы: установленные (а), предполагаемые (б); 15 - тектонические разрывы, дешифрированные на космо- и аэрофотоснимках; 16 - Северо-Енисейский золоторудный район; 17 - линия разреза; 18-22 - металлогенические области: 18 - золота, 19 - урана, 20 - медистых песчаников, 21 - железа, 22 - золота и полиметаллов; 23 -границы Енисейского кряжа; 24 - положение сейсмического профиля "Батолит"; 25 - золоторудные месторождения: О - Олимпиада, С - Советское; межблоковые зоны разломов Енисейского кряжа: 1 - Приенисейская, 2 - Вороговская, 3 - Татарская, 4 - Ишимбинская, 5 – Анкиновская;*

В пределах рассматриваемого региона широко распространены разнообразные разновозрастные магматические породы (табл. 3.1), сформировавшиеся в периоды геосинклинальных, орогенных, платформенных и активизационных режимов развития в соответствующие этапы архейского, карельского и байкальского тектономагматических циклов и в периоды каледонской и герцинской активизации. Они распространены по площади неравномерно. Большая часть комплексов основного и ультраосновного состава тяготеет к зонам глубинных разломов и оперяющих их нарушений, а кислого – к антиклинальным поднятиям и краевым частям синклинориев. В регионе магматические породы занимают до 30 % площади и представлены почти всеми известными типами геотектонических обстановок, разнообразных фаций и относятся к различным формациям. Ведущими среди них являются базиты, гранитоиды и ультрабазиты. Щелочные породы имеют ограниченное распространение.

Формация, абсолютный возраст в млн. лет, комплекс
Архей
Коматиит-базальтовая (>2600), кузеевский (веснинский) *Дунит-пироксенит-габбровая (>2600), кимбирский* *Чарнокитовая (2600, 2730), богунайский*
Нижний протерозой
Коматиит-базальтовая (1870-2530), шумихинский *Долерит-базальтовая (2300), индыглинский* *Долерит-базальтовая (1900) ,бобровский* *Риолит-базальтовая (1900) ,луговской* *Гранитовая (1837-1950), таракский, гаревский*
Щелочно-габброидная (1750), пенченгинский
Верхний протерозой (средний-верхний рифей - венд)
Дунит-пироксенит-габбровая, Борисихинский (1262), шиверский *Коматиит-базальтовая (1051-1400), попутнинский, торжихинский, юдинский* *Риолит-базальтовая (970-1050), каменский, фирсовский, предивинский* *Дунит-гарцбургитовая, глубокинский* *Риолит-андезит-базальтовая (915-1020), орловский* *Перидотит-пироксенит-габбровая, лендахский* *Мигматит-гранитовая (850-865), тейский* *Гранитовая (850±50), татарско-аяхтинский* *Лейкогранитовая (720-750), глушихинский* *Щелочно-гранит-сиенитовая (635), средневороговский* *Ийолит-сиенитовая (575-670), среднетатарский*
Палеозой
Нефелиновые сиениты (P_2), кийский

Табл. 3.1 *Магматические формации (комплексов) докембрия и палеозоя Енисейского кряжа (Черкасов С.В. и др., 2006)*

Регион характеризуется широким проявлением дизъюнктивной тектоники с развитием разломов преимущественно четырех направлений, из них северо-западное и северо-восточное являются резко преобладающими. Глубинные разломы региона -

Приенисейский, Устьангарский, Татарский, Нагатинский, Ишимбинский, Манский, Канский, Тагульский, Бирюсинский располагаются параллельно основным складчатым структурам и краю Сибирской платформы и имеют обычно крутые и субвертикальные углы падения. Наблюдается единая для Восточного Саяна и Енисейского кряжа региональная сеть глубинных разломов и оперяющих их дизъюнктивов, которая хорошо прослеживается по геологическим структурам и по геофизическим данным. Эти глубинные разломы характеризуются максимальным проявлением магматических пород основного и ультраосновного составов. Большая часть их образовалась в раннем докембрии, но позднее подверглась неоднократной активизации с проявлением вдоль них магматитов, метаморфитов и метасоматитов. Разломы трансформного для структур северо-восточного простирания развиты также интенсивно. Они являются причиной сдвиговых нарушений и часто контролируют флексурообразные перегибы в толщах докембрия.

Существует несколько точек зрения на глубинное строение Енисейского кряжа. Первая модель сформировалась в эпоху геосинклинальной теории развития региона. Данная модель поддерживается большинством исследователей центральных и восточных зон (Постельников Е.С. 1980). Согласно этим представлениям в структуре Енисейского кряжа выделятся Центральное и Приенисейское поднятие, а также Восточный, Ангаро-Тисский и Енисейский прогибы. Поднятия отделяются от прогибов крупными долгоживущими рифейскими разломами, которые в современной структуре кряжа представляют собой взбросы и крутые надвиги, имеющие западное падение. На поднятиях обнажается архейский AR (?) фундамент, перекрытый нижнепротерозойским PR_1 протоплатформенным чехлом, а также комплексом отложений нижнего – среднего рифея R_{2-3}.

В результате исследований конца XX века была предложена новая модель строения Енисейского кряжа, сочетающая в себе как черты фиксистской, так и мобилисткой моделей (Херсакова, 1999, Сурков В.С., 1995). Предполагается, что Енисейский кряж имеет покровно-складчатое строение, причем рыбинский базит – ультрабазитовый аллохтонный комплекс, несмотря на сходство химических составов с исаковским комплексом, не сопоставим с ним по возрасту (рис. 3.2). Исаковский комплекс, видимо, моложе рыбинского, так как прорван только гранитами татаро-аяхтинского комплекса γNP_1*ta* (850 млн. лет) (Верниковский В.А., 2003).

В итоге можно заключить, что покровообразование на территории кряжа происходило, как минимум, дважды: первый этап связан с коллизионными процессами гренвильской эпохи (1000 млн. лет), во время формирования суперконтинента Родиния.

На этом этапе, по-видимому, происходит обдукция комплексов пассивной континентальной окраины на Палеосибирский континент. Коллизионные процессы привели к гранитизации и формированию гранито-гнейсовых куполов; на втором этапе (900 – 850 Ма) произошла коллизия рифейской островной дуги и поздерифейской Палеосибири (Likhanov I.I., 2008).

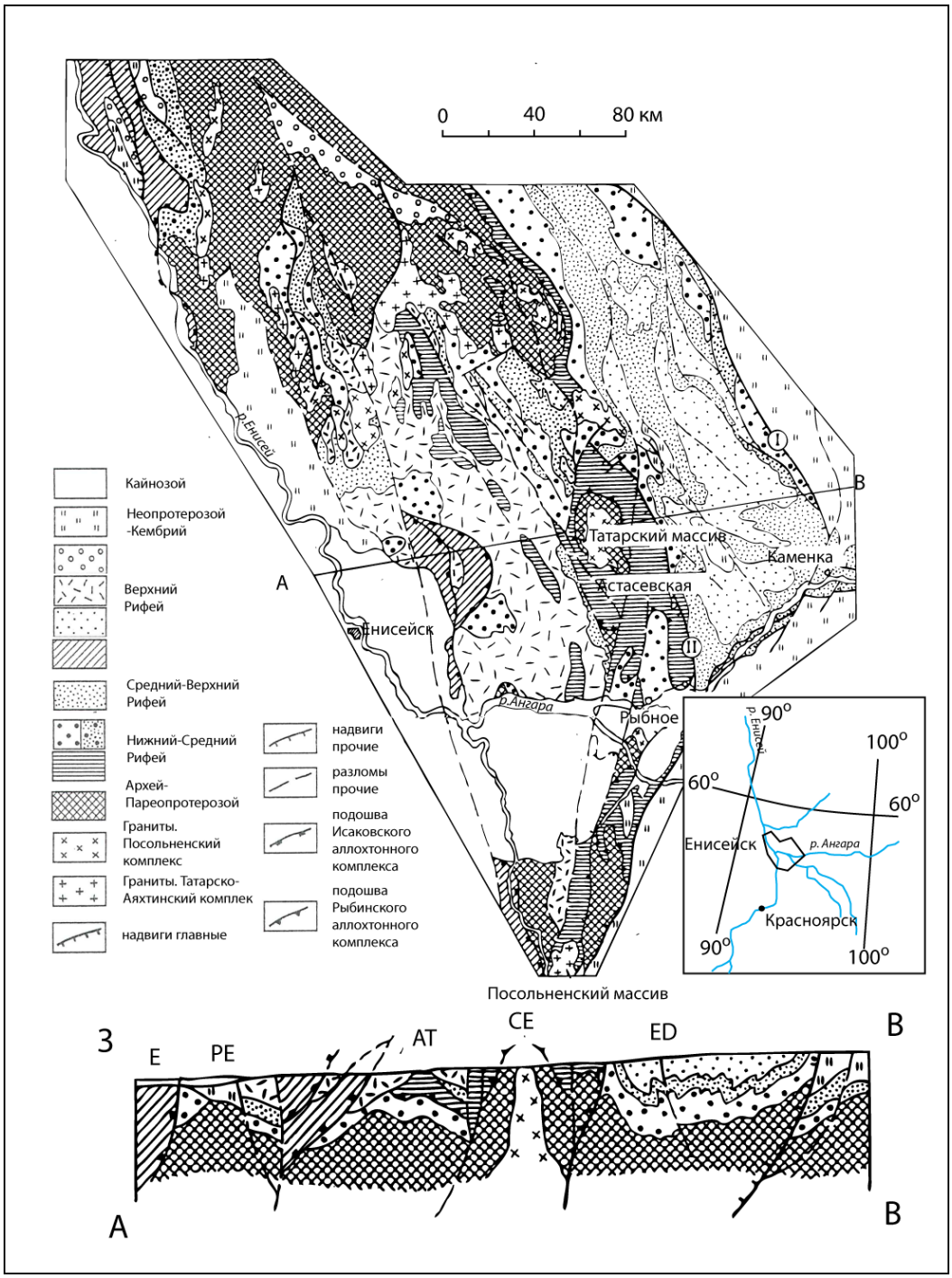


Рис. 3.2 *Схематическое геологическое строение Енисейского кряжа (Херсакова, 1999)*

Этот процесс завершился внедрением гранитов татарско-аяхтинского комплекса γNP_1ta (850±50 млн. лет), и завершилось формирование покровно-складчатой структуры Енисейского Кряжа (Vernikovsky V.A., 2007).

Только начиная с 90-х годов прошлого столетия, некоторые исследователи пришли к пониманию покровно-складчатого строения региона, определив, в частности, аллохтонное залегание исаковского офиолитового комплекса (Верниковский А.В., 2001). Последующие работы, основанные на геолого-структурных, петролого-геохимических, геохронологических и палеомагнитных исследованиях, убедительно показали, что Енисейский кряж является покровно-складчатым поясом аккреционной природы (Верниковский В.А., 2007), в состав которого входят террейны разной природы и разного возраста (рис. 3.3). Согласно данной модели внутреннего строения, Енисейский кряж, подобно рифеидам Таймыра и Забайкалья, имеет покровно-складчатое строение, по крайней мере, в своей западной части (Постельников Е.С., 1980). По результатам исследований (Волобуев М.И., 1993) останцы офиолитовых покровов прослеживаются на восток кряжа до Центрального поднятия, а движение тектонических покровов происходило в позднем рифее R_3 и продолжалось до конца венда V. Кроме того возможно, что Енисейский кряж представляет собой систему покровов, надвинутых на восточную часть Сибирской платформы из сутурной зоны.

Данная крупная коллизионно-аккреционная структура хорошо отделяется по геологическим и геофизическим данным от соседних с ней территорий Сибирской платформы и Западносибирской плиты. Границы Енисейского кряжа и его строение проявляются широкими интенсивными гравитационными ступенями, соответствующими главным разломным зонам региона (Константинов М.М, 1999). Мощность земной коры в центральной части этой структуры достигает 50-51 км, уменьшаясь к западу и востоку до 40-43 км. По геофизическим данным, ширина складчатой области Енисейского кряжа на глубине >10 км уменьшается вдвое, что придает ему грибовидную форму, объясняемую развитием при ее формировании напряжений сдвигосжатия в сочетании с дивергентными надвигами (Верниковский В.А., 2006). При этом амплитуды смещения последних оцениваются от 10-20 до 80 км.

Одна из моделей Южно-Енисейского кряжа, основанная на тектонике литосферных плит, в которой рассматривается субдукция Протокузеевского комплекса под пассивную окраину, сложенную протоатамановской толщей, была рассмотрена Н.В. Поповым(2001). В его модели аккреционно-коллизионные события на окраине континента привели к высокоградиентному метаморфизму от гранулитовой фации повышенных давлений до амфиболитовой и к формированию гранитоидов Таракского массива, возраст которых, как было сказано выше, составляет 1840 млн. лет (Верниковская А.Е., 2004). Вероятно, после этих событий западная окраина Сибири продолжала быть активной. Об этом свидетельствуют толеитовые метабазальты и известково-щелочные островодужные

метавулканиты енисейской серии, а также аллохтонные гиперстеновые граниты γPP_1 (кузеевиты) с возрастом 1734 ± 4 млн. лет. С этого времени до неопротерозоя на Енисейском кряже каких-либо магматических событий не установлено, что свидетельствует о развитии здесь пассивной континентальной окраины в течение почти 1000 млн. лет. Это не позволяет рассматривать Енисейский кряж в качестве объекта гренвиллских коллизионных событий.

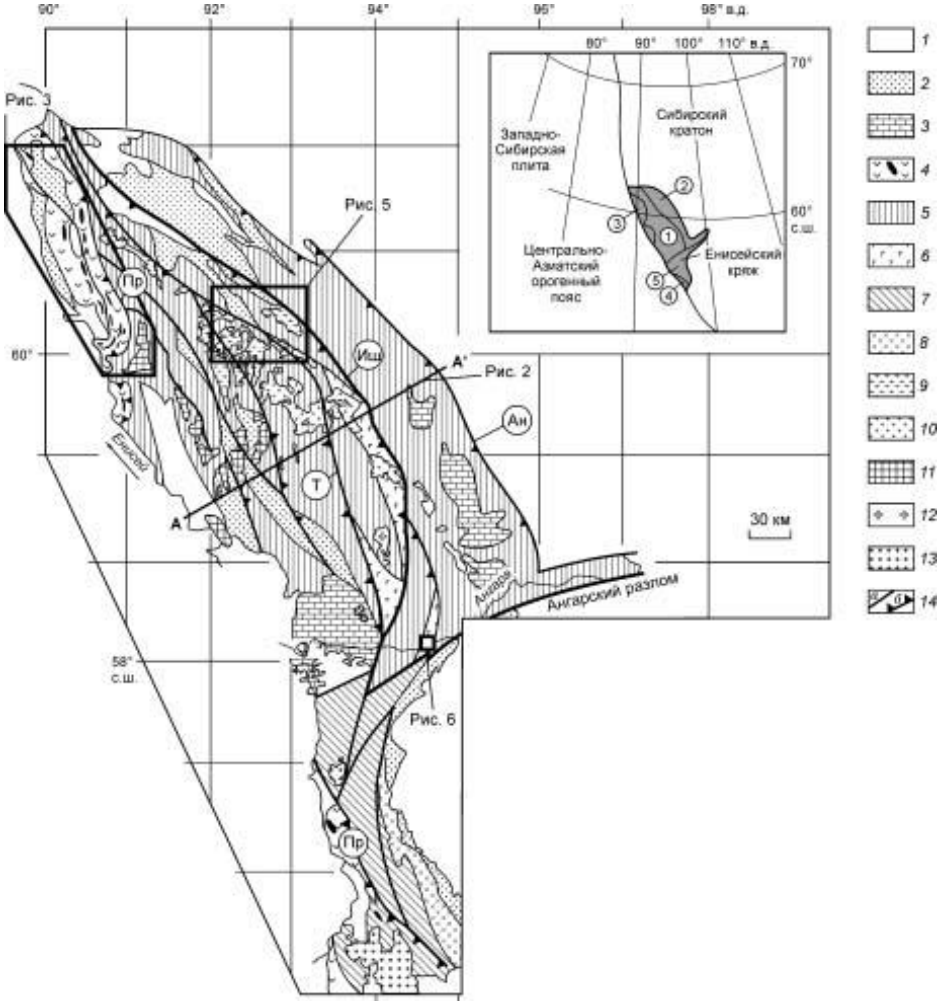


Рис. 3.3 *Схематическая тектоническая карта Енисейского кряжа (Верниковский, 2007).*
1 . чехол (PZ-CZ); 2 . молассы (NP_{2-3}); 3 . преимущественно карбонатные отложения (NP_{2-3}); 4 . офиолитовые и островодужные комплексы Приенисейского пояса (NP_2), плагиограниты с возрастом 700-630 млн. лет; 5 . метаморфизованные от зеленосланцевой до амфиболитовой фаций флишоидные отложения MP(?).NP; 6 . офиолиты Рыбинско-Панимбинского пояса (MP-NP?); 7 . гранулит-амфиболитовые комплексы (PP_3). Гранитоиды: 8 . таракские (1840 млн. лет), 9 . тейские и ерудинские (880-865 млн. лет), 10 . аяхтинские (760-750 млн. лет), 11 . глушихинские (750.720 млн. лет), 12 . татарские (630 млн. лет), 13 . посольненские и нижнеканские (511-455 млн. лет); 14 . разломы (а), надвиги (б). Надвиги: Иш . Ишимбинский, Т . Татарский, Пр .Приенисейский, Ан . Анкиновский. Цифры в кружках .террейны: 1 . Центрально-Ангарский, 2 . Восточно-Ангарский, 3 . Исаковский, 4 . Предивинский, 5 . Ангаро-Канский.

После столь значительного перерыва следующее магматическое событие в структурах Енисейского кряжа зафиксировано лишь по датам 880-860 млн. лет в гранитах тайского комплекса γNP_2ts (Vernikovsky V.A., 2007). По установленному геологическому

положению, соотношению с метаморфическими комплексами и геохимическому составу тейских гранитов *S-I*-типов предполагают, что они образовались в результате коллизионного события. Вероятно, что они образовались за пределами Сибирского кратона и входили в состав Центрально-Ангарского террейна еще до его столкновения с Сибирью. В результате коллизии Центрально-Ангарского террейна с Сибирским кратоном образовались гранитоиды аяхтинского и глушихинского комплексов γNP_2gl с возрастом 760-720 млн. лет (Верниковский В.А., 2006). Однако существует проблема рыбинско-панимбинских офиолитов, пластины и чешуи, которых представлены между Татарским и Ишимбинским надвигами в восточной части Центрально-Ангарского террейна, и единичные Ar-Ar изотопно-геохимические данные (1050-900 Ma) не позволяют однозначно определить их возраст (Верниковская А.Е., 2007). Исходя из их положения в структуре Центрально-Ангарского террейна, предполагают, что чешуи палеоокеанской коры были обдуцированы и вошли в состав этого террейна раньше его коллизии с Сибирским кратоном.

Следующий тектономагматический этап в регионе связан с формированием и аккрецией островных дуг вдоль западной окраины Сибирского кратона в позднем неопротерозое NP_3 700-630 млн. лет. В то же самое время (675-630 млн. лет) на Енисейском кряже был сформирован татарский комплекс γNP_3t, включающий граниты *A*-типа, нефелиновые сиениты, щелочные основные породы и карбонатиты, имеющие мантийную и коромантийную природу. Формирование подобных магматических комплексов, как правило, объясняется анорогенными условиями в связи с плюмами и (или) континентальным рифтогенезом. Необходимо обратить внимание на особенности локализации проявлений субщелочного и щелочного магматизма предвендского возраста на Енисейском кряже. Они развиты вдоль Татарско-Ишимбинской зоны разломов, как к северу, так и к югу от Татарского гранитоидного массива. В северной части Енисейского кряжа такие породы представлены щелочными сиенит-порфирами захребетнинского комплекса, ассоциирующимися со щелочными и субщелочными вулканитами, туфами и основными породами. В Южно-Енисейском кряже, на продолжении Татарской зоны разломов, имеется небольшой Чистопольский массив субщелочных лейкогранитов (*A*-тип), возраст которого 683 ± 6 млн. лет (Верниковская А.Е., 2007). Таким образом, все эти щелочные и субщелочные комплексы были образованы вдоль активной континентальной окраины одновременно с формированием Приенисейской островной дуги и ее аккрецией к Сибирскому кратону (700-630 млн. лет назад) в результате субдукции. Именно субдукция океанской плиты и достижение астеносферы, вероятно, привело к формированию нового щелочного магматического источника.

Таким образом, можно заключить, что Енисейский кряж является сложной коллизионной структурой, сформировавшейся в эпоху байкальской складчатости. Несмотря на большой объем геолого-геофизических исследований вопросы глубинного строения этой территории и по сей день остаются дискуссионными.

2. Données géophysique disponibles

При решении региональных задач, методы магниторазведки и гравиразведки позволяют выявлять и оконтуривать интрузивные, метаморфические и вулканогенные образования, выявлять и прослеживать зоны тектонических нарушений определять элементы залегания магнитоактивных масс и решать другие геолого-картировочные задачи (Андреев Б.А., 1962). Путем сопоставления материалов магниторазведки и гравиразведки с имеющимися для района исследований геологическими разрезами и картами, возможно, установить связь тех или иных особенностей магнитного поля и поля силы тяжести с определенными геологическими образованиями. Региональные данные магниторазведки используются для уточнения границ крупных структурных элементов земной коры, для картирования различных по составу метаморфических и интрузивных пород складчатого фундамента, изучения его рельефа, выявления и прослеживания разломов и складчатых комплексов фундамента (Гладкий К.В., 1967). По характеру магнитного поля для района исследований хорошо картируются крупные региональные структуры, прослеживаются глубинные разломы.

2.1. Anomalies de Bouguer complète et anomalies magnétiques

Исходные гравиметрические данные представлены в виде значений аномалий силы тяжести в редукциях Буге с плотностями промежуточного слоя σ = 2,67 г/см^3 и σ = 2,30 г/см^3 (сечение изоаномал от 1 до 3 мГал). Материалы представлены девятью листами стандартных трапеций Государственной карты аномалий силы тяжести, масштаба 1:1000 000 (P45, P46, P47, O45, O46, O47, N45, N46, N47; рис.3.4). Данные для выполнения исследований в рамках поставленной задачи предоставлены автору в условном уровне Федеральным агентством по недропользованию (Дутикова О.Д., 1966, Куренная З.М., 1980, Торочкова Г.И., 1980).

Гравиметрические данные были получены автором в цифровых файлах формата Surfer .grd. Следует отметить, что карты гравитационного поля Δg (масштаба 1: 1000 000) составлены путем сведения карт более крупного масштаба 1:200 000, по сути, итоговая карта обозначенной площади девяти миллионных трапеций составлена из 144 трапеций более крупного масштаба (рис.3.5). В результате обработки карт были получены по равномерной сети, с шагом 1 км, значения Δg для 826 728 точек карты (1036 значений по оси X , 798 - по оси Y). Именно полученная густота сети позволила применить методы

математического анализа при расчете различных трансформант гравитационного поля Δg, а также проводить плотностное 2D моделирование вдоль опорных профилей «Батолит» и «Шпат». Исходная система координат гравиметрических данных – проекция Гаусса – Крюгера, т.е. цилиндрические координаты долготы (λ) и широты (φ). Однако при обработке и интерпретации данных использовалась прямоугольная система координат (UTM зона 46N), поэтому проводился пересчет сети наблюдений из проекции Гаусса-Крюгера. В прямоугольной системе координат количество значений по оси X составило 901, по оси Y – 1156, однако суммарное количество измерений осталось прежним.

Анализируя карт аномального поля силы тяжести Δg с плотностью промежуточного слоя σ = 2.67 и σ = 2.30 г/см^3 в масштабе 1:1000000 важно отметить следующие особенности. Максимальные значения аномального гравитационного поля Δg достигают уровня +40 мГал в северо-западной части площади исследований (рис.3.5). Минимальные значения отмечаются в юго-восточной части участка и равняются -180 мГал, что позволяет выявить общую закономерность уменьшения тренда поля Δg в юго-восточном направлении.

В целом, структурам центральной части Енисейского кряжа соответствует отрицательный средний уровень поля Δg, от минимальных значений от -90 ÷ -80 мГал, до максимальных значений от -15 ÷ -5 мГал. В поле Δg отмечаются различные по характеру гравитационные аномалии шириной вкрест простирания до 50 км. Средние амплитуды гравитационных аномалий, для этих структур, составляют около 50 мГал. В северо-западной части Енисейского кряжа отмечаются сильные положительные аномалии поля Δg до +30 мГал и шириной до 60 км. С запада Енисейский кряж ограничивается узкими полосками положительных аномалий поля Δg юго-восточного простирания, шириной 5 - 10 км и протяженностью до 40 км, с максимальными значениями поля до +20 мГал. На восточной границе Енисейского кряжа происходит резкое изменение характера поля, средний уровень около -60 мГал. Юго-восточная часть карты, как говорилось выше, характеризуется сильными отрицательными аномалиями, достигая минимальных значений над структурами Восточного Саяна. Юго-Западная часть площади исследования характеризуется знакопеременными аномалиями, амплитудой 30÷40 мГал, и сопоставляется со структурами Кузнецкого Алатау (рис.3.5).

Трансформации поля силы тяжести Δg необходимые для построения плотностных моделей (см. раздел 3.3) производились с массивом данных с плотностью промежуточного слоя σ = 2,67 г/см^3, в связи тем, что основную площадь Енисейского кряжа слагают породы метаморфического состава (рис. 3.5).

Компиляция магнитометрических данных для обозначенного по гравиметрии района исследований производилась по картам аномального магнитного поля ΔT масштаба 1:1000 000 (пределах тех же листов P45, P46, P47, O45, O46, O47, N45, N46, N47) по регулярной сети 1x1 км (рис. 3.6). Сечение изодинам карт магнитного поля составило ±20 нТл. Данные получены в Федеральном агентстве по недропользованию. Кондиционность данных магнитометрии соответствует материалам гравиметрии для всей территории Енисейского кряжа и сопредельных областей. Благодаря этому, стало возможным рассчитывать различные трансформанты аномального магнитного поля ΔT.

Анализ аномального магнитного поля ΔT позволяет разделить всю площадь исследований, граница которых прослеживается с северо-запада на юго-восток, и огибает структуры Енисейского кряжа. В последствие при геологической интерпретации данных магнитометрии, эта граница идентифицировалась с наличием тектонического разлома, огибающего кряж с западной стороны.

Аномальное магнитное поле ΔT в юго-западной зоне имеет сложную структуру, сильно дифференцированную по характеру. Выделяются сильные отрицательные аномалии поля ΔT, достигающие минимальных значений до -1000 нТл. Юго-западная зона характеризуется отрицательными аномалиями поля ΔT, которые пространственно хорошо сопоставляются с положительными аномалиями поля Δg. В то же время юго-восточной части отрицательные аномалии ΔT коррелируются с отрицательными аномалиями поля Δg, при этом характер поля ΔT северо-восточной зоны более спокойный. В этой зоне четко выделяются структуры Енисейского кряжа, для которых средний уровень поля составляет около -100 нТл. Границы Енисейского кряжа хорошо картируются по резкому изменению характера поля ΔT (рис. 3.6). Если структурам Енисейского кряжа соответствуют отрицательные значения поля ΔT, то для обрамляющих его областей это положительные аномалии поля ΔT. Также по аномальному магнитному полю ΔT хорошо картируются структуры Восточного Саяна и Кузнецкого Алатау, расположенных соответственно в юго-восточной и юго-западной частях района исследований.

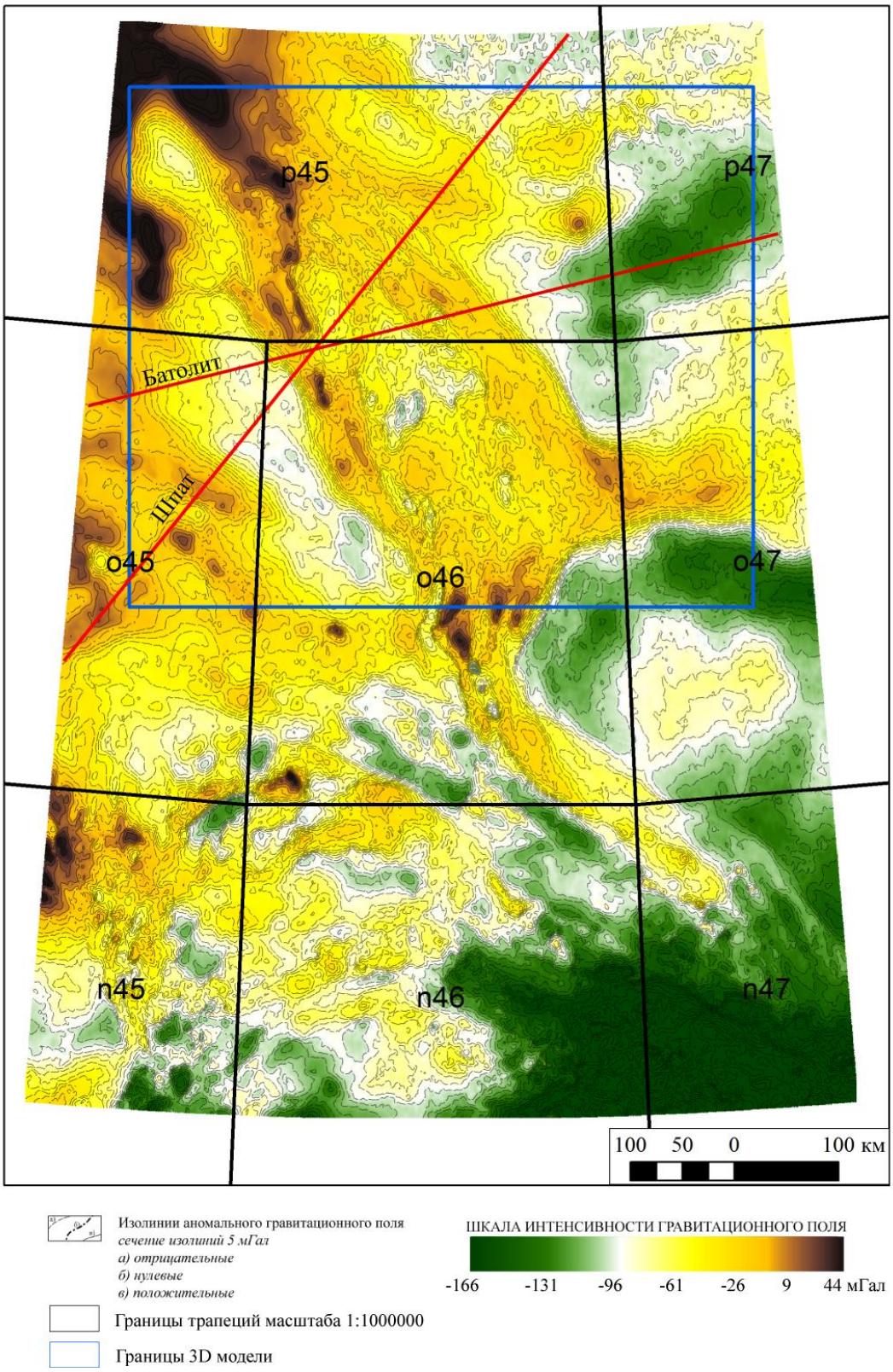


Рис. 3.5 *Аномальное поле силы тяжести Δg в редукции Буге (с плотностью промежуточного слоя σ = 2.67 г/см^3)*

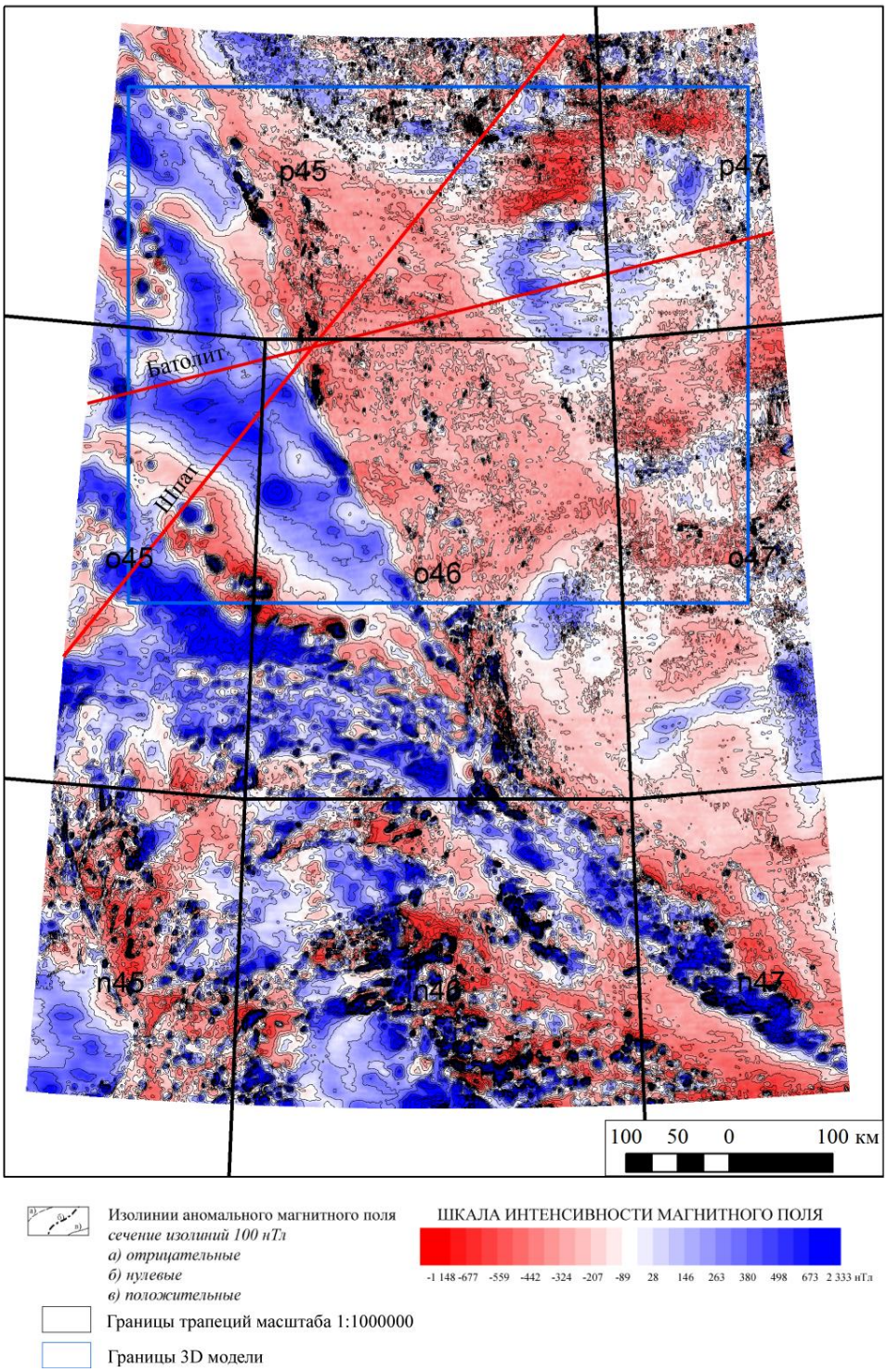


Рис. 3.6 *Аномальное магнитное поле* ΔT *района Енисейского кряжа и сопредельных территорий.*

Описанные площадные материалы данных по гравиметрии и магнитометрии масштаба 1:1000000 использовались автором на заключительном этапе построения физико-геологической трехмерной модели Енисейского кряжа и сопредельных территорий, с целью поиска критериев выявления рудоконтролирующих структур.

2.2. Données régionales séismiques le long des profils « Batholite » et « Shpate »

Для глубинного строения Енисейского кряжа ставилась задача привлечения максимального количества априорной геолого-геофизической информации. В пределах изучаемой площади в период 1968-1991х. год были выполнены уникальные комплексные геофизические исследования вдоль протяженных профилей известных в литературе как геотраверсов «Батолит» и «Шпат», отработанными в рамках программы по изучению глубинного строения территории СССР (А.В. Егоркин, 1991).

Материалы глубинного сейсмического зондирования предоставлены Центром «ГЕОН» по результатам работ метода многоволнового сейсмического зондирования вдоль геотраверсов «Батолит» и «Шпат». Данные предоставлены в виде интерпретационных сейсмических разрезов (рис. 3.7), которые содержат точки глубин преломляющих, отражающих и обменных границ (далее - точки трансформаций сейсмических волн – ТТВ), и границы блоков, выделяемых как по ТТВ, так и по сейсмическим характеристикам среды (скорости продольных (Vp) и поперечных (Vs) волн).

На опорном сейсмическом профиле «Батолит» отображены скорости продольных и поперечных волн, обозначены и отрисованны сейсмические границы (рис. 3.7). На сейсмическом разрезе по четко прослеживаются два глубинных тектонических разлома, ограничивающих Енисейский кряж с запада и востока (А.В. Егоркин, 1991). На сейсмическом разрезе приведены скоростные характеристики только для отдельных частей разреза. Данный разрез содержит точки глубин преломляющих, отражающих и обменных границ, которые использовались на этапе проведения обработки и переинтерпретации сейсмических данных.

Общепринятая процедура интерпретации данных многоволнового сейсмического зондирования заключалась в выделении блоков, характеризующихся более или менее непрерывными линейными границами и определенными сейсмическими характеристиками (скорости продольных (Vp) и поперечных (Vs) волн, их отношение), причем, строго говоря, расчет скоростей находился в зависимости от положения расчетных сейсмических границ. При интерпретации данных полученных методами общей глубинной точки и отраженных волн (МОВ-ОГТ) концентрация расчетных точек трансформаций сейсмических волн в разрезе очень высока, при этом принимается во внимание их густота, хотя тенденция проведения линейных границ остается доминирующей. В 1999 году был предложен метод обработки сейсмических разрезов (Черкасов С.В., 2005), который позволяет получить статистически обоснованные интерпретационные разрезы как для многоволнового ГСЗ, так и для МОВ-ОГТ, причем

разрезы, полученные по данным разных методов, являются вполне сопоставимыми между собой (Егоров А.С., 2000, Надежка Л.И., 1999).

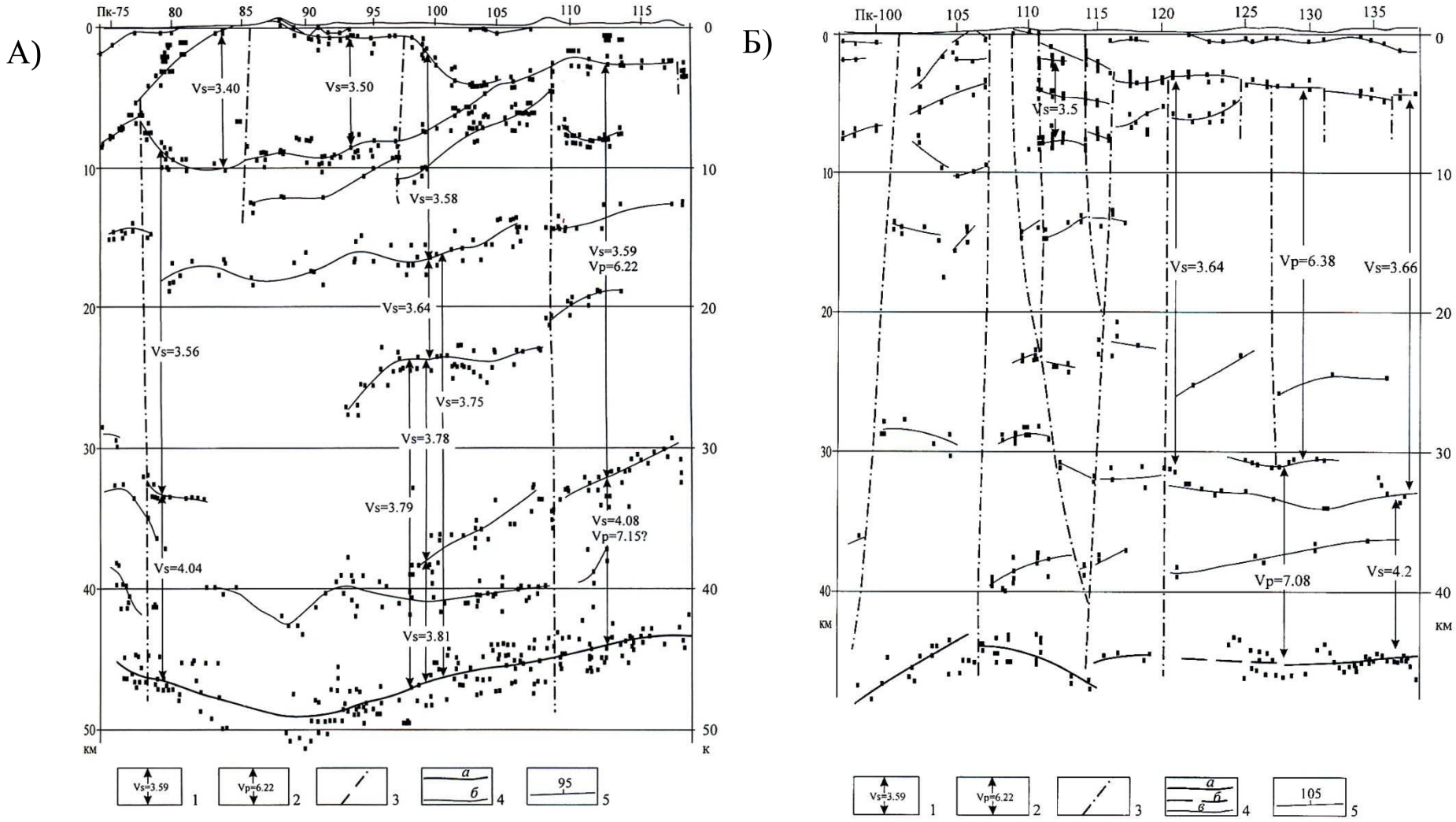


Рис. 3.7 *Фрагменты исходных сейсмических разрезов вдоль геотраверсов а)«Батолит» и б) «Шпат» (А.В. Егоркин и др., 1982) 1-2 – пластовые скорости сейсмических волн (1 – поперечных, 2 – продольных); 3 – разрывные нарушения; 4 – сейсмические границы (а – Мохо, б – другие); 5 – пикеты наблюдений*

2.3. Données de sondage magnétotellurique le long du profile « Batholite »

В 2000-х годах геофизические исследования вдоль профиля «Батолит» были дополнены электромагнитными исследованиями методом магнитотеллурического зондирования (МТЗ).

Электроразведочный профиль «Батолит» пересекает различные структурно-тектонические провинции, геоэлектрическая характеристика которых существенно отличается друг от друга (рис. 3.8). Его можно разбить на три части: западный и центральный, и восточный участки (Фельдман И.С., 2007).

Согласно геоэлектрическим особенностям разреза, западная часть профиля простирается от верховьев р. Кас до р. Енисей и находится в пределах краевой части Западносибирской плиты (рис. 3.8). Здесь до глубин 8-10 км залегает многоярусный осадочный чехол с чередованием относительно более и менее проводящих отложений. Особенность этой части профиля является квазислоистый характер верхней части профиля (до 10 км) и ее резкое выклинивание при стыковке с высокоомными образованиями Енисейского кряжа (Фельдман И.С., 2007) .

В центральной части, профиль пересекает горно-складчатую структуру Енисейского кряжа (рис. 3.8). Основная особенность геоэлектрического разреза этой части профиля – присутствие высокоомной верхней части на глубинах от десятков-сотен метров до нескольких километров и проводящих образований. Рельеф кровли проводящих образований достаточно сложный. Кроме того, сопротивление этой толщи также существенно меняется, достигая очень низких значений в доли Ом·м. На большей части Енисейского кряжа суммарная проводимость проводников составляет тысячи и десятки тысяч Ом$^{-1}$, что практически полностью экранирует нижележащий геоэлектрический разрез (Фельдман И.С., 2007).

И, наконец, восточная часть профиля располагается в пределах западной части Восточно-Сибирской платформы, пересекает Камовский свод и западную часть Тунгусской синеклизы (рис. 3.8). На данном интервале профиля основная проводимость разреза сосредоточена в верхней его части, до глубины 1 км (Фельдман И.С., 2007).

Материалы, полученные по результатам интерпретации вдоль профиля «Батолит» использовались в качестве дополнительного материала при построении двухмерных (2D) и трехмерных (3D) физико-геологических моделей Енисейского кряжа (см. разделы 3.4 и 3.5)

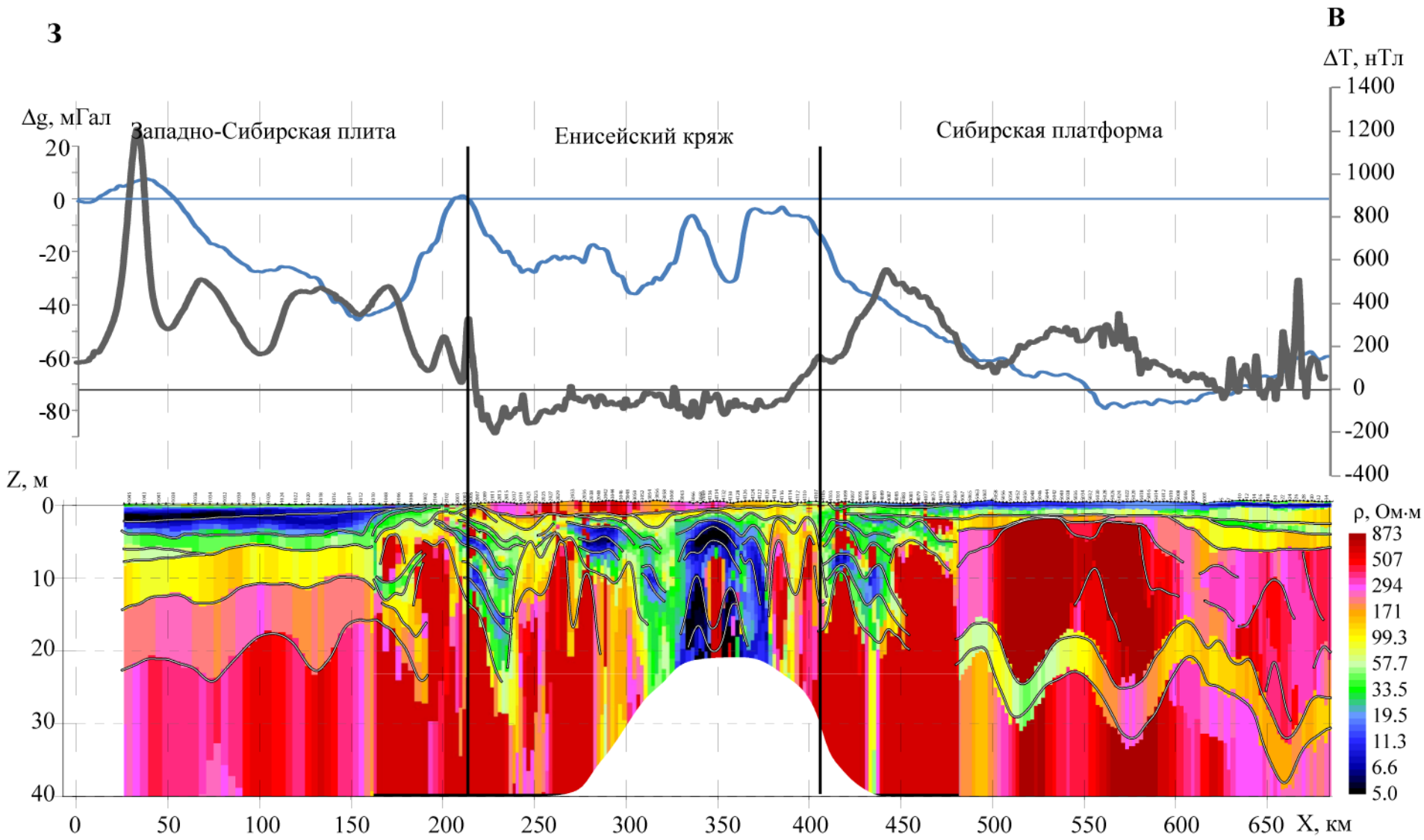


Рис. 3.8 *Геоэлектрический разрез вдоль профиля «Батолит», по данным МТЗ, графики аномального магнитного поля ΔT (красная линия) и поля силы тяжести в редукции Буге Δg (синяя линия)*

3. Apports de méthodes indirectes et inverses appliquées aux champs potentiels

Геофизические поля земли обусловлены рядом фактором, важнейшими из которых являются структурно-литологические и структурно-петрофизические особенности строения складчатого фундамента и осадочного чехла (Володарский Р.Ф., 1970). Как правило, наблюдаемые на поверхности земли гравитационные и магнитные поля представляют собой интегральный результат влияния всех аномалообразующих масс земной коры. Перед исследователем стоит задача проведения предварительной обработки и разделения наблюдаемого поля на ряд составляющих для усиления той составляющей, которая вызвана интересующим объектом. Такой процесс преобразования исходных данных называется трансформацией гравитационных и магнитных полей.

Обработка геофизических данных проводилась в программах COSCAD 3D (МГРИ, авторы А.А. Никитин, А.В. Петров, А.С. Алексашин) и GMGeo-Square (МГУ, авторы А.Н. Зайцев), Oasis Montaj (GeoSoft), TRANSF (BRGM), и заключалась в расчете различных трансформант аномального магнитного поля ΔT и поля силы тяжести Δg. На предварительном этапе, автором проводился пересчет полей в верхнее полупространство, на высоту $H = 2$ км для выделения региональной составляющей потенциальных полей, связанных с особенностями глубинного строения блоков земной коры в пределах исследуемой площади. В дальнейшем рассчитанные трансформанты поля силы тяжести Δg использовались для спектрального анализа, позволяющего по характеру спектра поля выделять разноглубинные источники. В дополнении к этим расчетам автор провёл расчет производных по различным направлениям, и вычислил аналитический сигнал для поля Δg, с целью определения положения источников Эйлера. Полученные данные использовались в качестве априорной информации при 2D и 3D плотностном моделировании в различных программах. Рассчитанные трансформанты потенциальных полей существенно помогают при дальнейшем комплексном анализе и интерпретации используемых геофизических данных.

Для решения задач автоматизированного структурного районирования аномального магнитного поля ΔT и аномального поля силы тяжести Δg, и последующей геологической интерпретации, использовались различные алгоритмы классификаций. Под классификацией, в данном случае, подразумевается разделение рассматриваемой группы признаков, подразумевающих различные характеристики потенциального поля, таких как интенсивность, дисперсия, значения градиентов и др., на классы схожих параметров. Существующие в настоящее время алгоритмы классификаций можно условно разделить на три группы: эвристические, корреляционные и статистические.

В работе автор использует эвристические алгоритмы классификаций, разработанные А.В. Петровым и др. в рамках программы COSCAD 3D. Суть эвристических методов классификации заключается в разбиении диапазона значений каждого признака на заданное число градаций по совокупности анализируемых признаков и в большинстве случаев сводится к расчету комплексного параметра, который является линейной комбинацией соответствующего номера интервала градации по совокупности анализируемых признаков в каждой точке наблюдения (А.В.Петров, 2004). Автором, для решения поставленной задачи, были рассчитаны следующие различные виды классификаций: методом динамических сгущений, методом общего расстояния, классификация по Петрову А.В. Метод динамических сгущений (*k* – средних) заключается в классификации многомерных наблюдений на заранее известное число классов k в условиях минимума информации о начальных центрах классов (А.В.Петров, 2004). Идея классификации методом общего расстояния заключается в том, что совокупность объектов, находящихся на одинаковом расстоянии от каждого из *k* эталонов, образует компактную группу (А.В.Петров, 2004). Третий тип классификации представляет собой алгоритм, разработанный А.В. Петровым. Данный алгоритм позволяет провести классификацию многопризнаковых геофизических наблюдений на однородные, в смысле вектора среднего, области, без знания конечного числа классов и с учетом корреляционных характеристик всего признакового пространства (А.В.Петров, 2004). Анализ карт покрывающих территорию Енисейского кряжа, рассчитанных тремя способами классификаций показал, что наиболее выразительный результат получен методом динамических сгущений. На построенных картах классификации аномального магнитного поля ΔT выделено 7 признаковых зон, с различными характеристиками. В целом можно отметить четкое разделение аномального магнитного поля ΔT на две зоны соответствующих Енисейскому кряжу и обрамляющих территорий (рис. 3.10).

Аномальное гравитационное и магнитное поле, как совокупность аномальных полей от разноглубинных источников могут быть разделены на составляющие по характеру поля. Энергетический спектр *S(k)* связанный с гравитационными источниками может быть рассчитан для двухмерного случая (Spector A., 1966), для аномального источника, расположенного на глубине *h,* и состоящего из совокупности *p* источников спектр *S(k)* имеет вид:

$$S(k) = \sum_{i=1}^{p} f^{i}(k, \alpha_1^i, ..., \alpha_n^i).e^{-2kh}, \qquad (3.1)$$

где k - частота, $\alpha_i^{\ j}$ - параметр, определяющий каждый источник и f^i - функция описывающая модель. Тогда глубина h до поверхности источника будет пропорциональна γ - углу наклона соответствующего участка графика спектра, и может выть вычислена по формуле (Blakly R.J., 1996):

$$h = -\frac{\Delta \ln S(k)}{2\Delta k} = -\gamma/2 \ . \qquad (3.2)$$

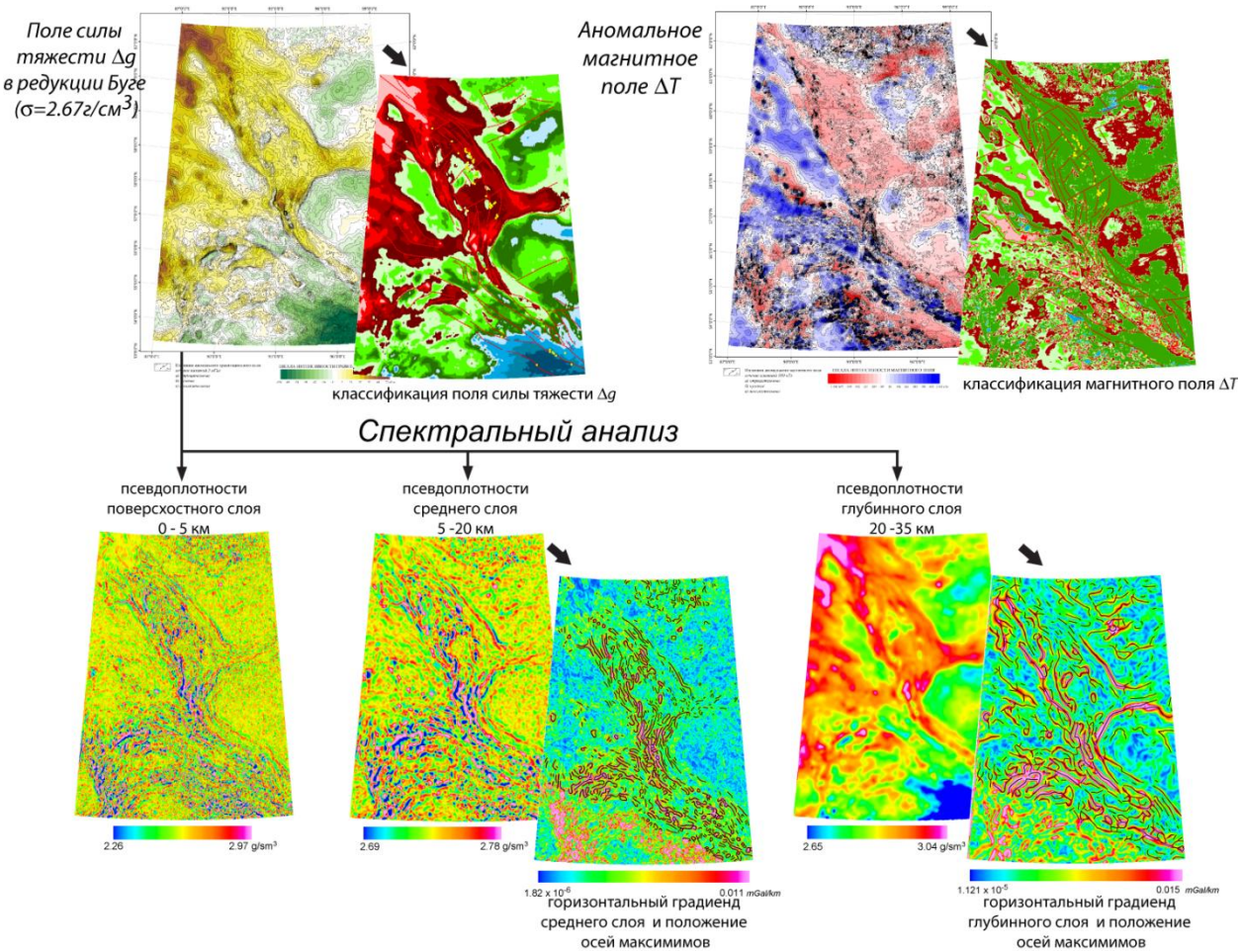


Рис. 3.10 *Примеры различных типов трансформаций потенциальных полей для Енисейского кряжа и сопредельных территорий.*

В настоящее время существует множество программных комплексов для спектрального разделения потенциальных полей, таких как TRANSF (BRGM), Oasis Montaj (GeoSoft), COSCAD 3D и др. Автором использовалась программа TRANSF (BRGM), предназначенная для работы с гравитационными и магнитными полями, и разработанная в исследовательском центре Французской геологической службы (BRGM, Франция). Исходные данные должны иметь регулярную сеть наблюдений, иметь формат цифровых файлов Surfer .grd. Функциональные возможности программы состоят из: расчета различных производных поля, возможности проводить редуцирование аномального магнитного поля ΔT к полюсу, спектральном разделении поля, расчета

«псевдоплотностей» разноглубинных слоев. Также программой предлагаются параметры фильтрации потенциального поля. На следующем этапе исходное поле разделяется на поле от трех источников.

Основой такого разделения служит концепция послойного распределения плотностей (Jacobsen, 1987, Pedersen, 1991), в соответствии с которой источники гравитационных аномалий сгруппированы в нескольких горизонтальных слоях. Данный подход разработан специалистами BRGM и применялся при обработке гравиметрических данных различных территорий.

Процедура обработки данных гравиметрических измерений для исследуемого участка включает следующие этапы:

- Анализ спектральных характеристик поля;
- Создание оптимального фильтра разделения поля;
- Частотная фильтрация.
- Разделение аномального поля Δg на поле от трех разноглубинных источников.

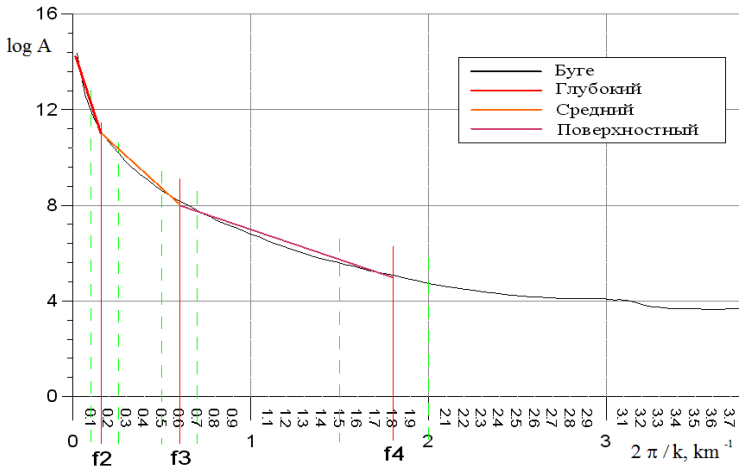


Рис. 3.9 *Спектр аномального поля силы тяжести* Δ*g*

Для анализа спектральных характеристик поля Δg, с помощью программы TRANSF, выполняется следующая трансформация - рассчитывается вертикальный градиент с продолжением поля вверх на 2 км. Далее строятся график зависимости частоты *k* (откладывается по оси X) от логарифма амплитуды спектра logA (откладывается по оси Y) (рис 3.9).

Путем аппроксимации линейных участков графика прямыми отрезками автором выделены три зоны, отвечающие источникам разноглубинных аномалий: от глубокого, залегающего на глубинах 20-35км (частоты $f_1 = 0$, $f_2 = 0.16$), среднего, на глубинах 2-20км (частоты $f_2 = 0.16$, $f_3 = 0.6$) и поверхностного слоя, глубиной до 5 км (частоты $f_3 = 0.6$, $f_4 = 1.8$). Полученные значения частот f_1,f_2,f_3 и f_4 используют для дальнейшего спектрального разделения гравитационного поля Δg.

Создание фильтра для разделения поля. Параметры фильтра разделения поля рассчитываются автоматически программой TRANSF. Существует возможность изменения параметров фильтра, однако изменение предложенных параметров не

способствует улучшению фильтра, поэтому для дальнейшей частотной фильтрации использовались предложенные параметры. В программе можно выбрать один из следующих фильтров: Triangle, Hanning, Hamming, Blackman, Welch. Однако изменение типа фильтра существенно не влияет на результаты, поэтому выбор фильтра (Blackman) был произведен опытным путем с учетом рекомендаций авторов программного обеспечения (BRGM).

Частотная фильтрация. После проведения анализа спектральных характеристик и построения оптимального фильтра выполнялась частотная фильтрация. Методом частотной фильтрации были вычислены аномальные поля, соответствующие вкладу в исходное поле силы тяжести Δg следующих слоев (рис. 3.10):

- Аномалии поля Δg от глубинных источников,
- Аномалии Δg от среднеглубинных источников,
- Аномалии Δg от малоглубинных источников.

Следует отметить, что для среднего слоя происходит существенное уменьшение интенсивности поля Δg, по сравнению с полями Δg глубинного и поверхностного источников. Далее автором рассчитывались псевдоплотности для глубинного, среднего и поверхностного слоев в программе «TRANSF» для глубин 0 – 5км, 5 – 20 км, 20 – 35км. Основой данного разделения гравитационного поля также служит концепция послойного распределения плотностей (Jacobsen, 1987; Pedersen, 1991), в соответствии с которой источники гравитационных аномалий сгруппированы в нескольких горизонтальных слоях, в данном случае в трех слоях (рис. 3.10). По полученной карте глубинного слоя рассчитывался модуль горизонтального градиента псевдоплотности в программе TRANSF. На полученных картах градиента псевдоплотности выделялись оси его максимальных значений для дальнейшей интерпретации полученных данных и выделения прогнозных признаков на золоторудные объекты (рис. 3.10). Несмотря на то, что в настоящее время существует автоматизированные методы картирования осей максимумов, предпочтительным остается ручное графическое выделение этих осей.

Одним из распространенных методов определения глубины до магнитного (гравитационного) источников можно назвать метод, основанный на использовании уравнения однородности Эйлера (деконволюция Эйлера). Данное уравнение связывает магнитное поле и его производные с пространственным положением источника аномалии, со степенью однородности, называемой "структурный индекс". Структурный индекс (SI) является мерой понижения уровня поля по мере удаления от источника.

Однородное уравнение Эйлера для магнитных данных может быть написано в следующем виде (Blakly R.J., 1996):

$$(x-x_0)\frac{\delta T}{\delta x}+(y-y_0)\frac{\delta T}{\delta y}+(z-z_0)\frac{\delta T}{\delta z}=N(B-T) \quad , \qquad (3.3)$$

где (x_0, y_0, z_0) – пространственное положение магнитного источника, для которого полный вектор магнитного поля T находится в точке (x, y, z), *B* - региональное магнитное поле, ***N*** - мера понижения уровня поля и может быть интерпретируема как структурный индекс (SI). Используя описанный алгоритм, были рассчитаны источники Эйлера для аномального поля силы тяжести (рис. 3.11).

В данном случае автором источники Эйлера рассчитывались для получения информации только о вертикальных границах разреза, границах блоков с различной плотностью. При этом положение источника Эйлера пространственно находится в середине соответствующего ему вертикального контакта. Анализ пространственного положения источников Эйлера для поля Δg, полученных при расчетах с размерами окна 5 на 5 км позволяют определить положения границ приповерхностных блоков, глубина которых не превышает 5 км. Отметим, что с одной стороны четко выделяется граница Енисейского кряжа, хорошо коррелируемая с геологическими данными. С другой стороны пространственный анализ рассчитанных источников Эйлера позволяет сделать вывод о преимущественно вертикальной конфигурации контактов в пределах кряжа. С геологической точки зрения, это можно интерпретировать наличием в пределах кряжа преимущественно субвертикальных границ интрузивных тел в разрезе. Увеличение размера окна до 10 на 10 км позволяет судить о более глубоких структурах Енисейского кряжа не превышающих 10 км. На рис. 3.11б отмечается существенное уменьшение количества источников, что позволяет судить о более однородном строении соответствующего слоя в интервале глубин 5-10км. Полученные результаты о пространственном распределении источников Эйлера в дальнейшем использовались автором при детальном 2D и 3D плотностном моделировании вдоль опорных профилей «Батолит» и «Шпат».

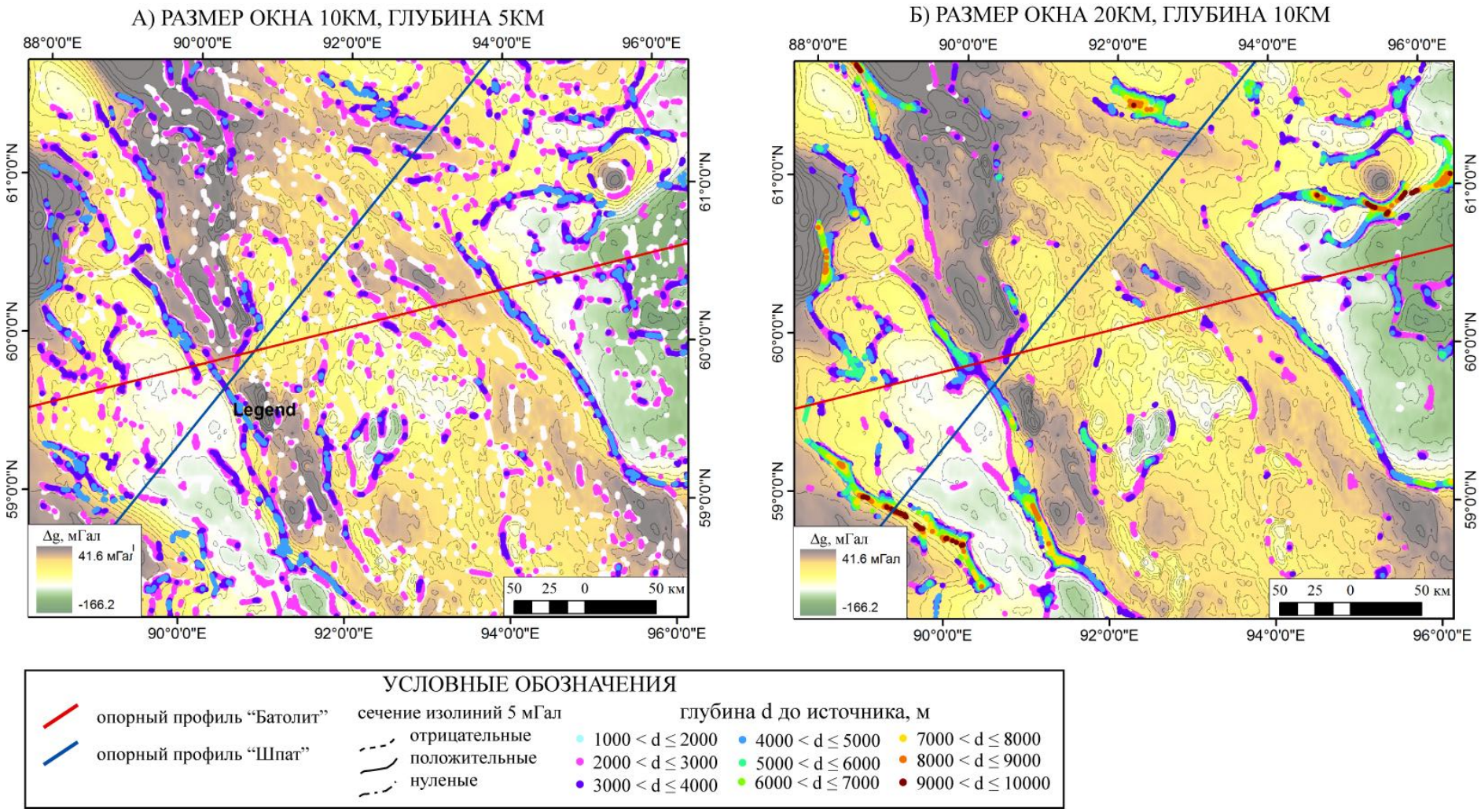


Рис. 3.11 *Распределения источников Эйлера для поля силы тяжести в редукции Буге, полученные для а) окна размером 10х10км, максимальная глубина до источника 5км, и б) окна размером 20х20км, максимальная глубина до источника 10км*

4. Le modèle gravimétrique de l'Yenissei Ridge; Visualisation en 3-D

Для получения наиболее достоверных представлений о строении Енисейского кряжа автором привлекались априорные данные сейсмического зондирования, сейсмотомографии и магнитотеллурического зондирования вдоль геотраверса «Батолит», и сейсмического зондирования вдоль геотраверса «Шпат». В процессе плотностного моделирования было рассчитано множество моделей, отражающих различные точки зрения на строение изучаемого региона (см. раздел 3.1). Особое внимание уделялось моделированию интрузивных образований (на глубинах до 5 км), в частности, гранитных комплексов татарско-аяхтинского и глушихинского возраста, как возможных рудоконтролирующих структур золоторудных месторождений.

4.1. Modélisation directe des coupes « Batholite » et « Shpate »

Плотностное моделирование вдоль опорного профиля «Батолит» проводилось в программах TG-2D (МГУ, авторы А.А. Булычёв, А.Н. Зайцев) и GM-SYS (GeoSoft). В процессе плотностного моделирования в качестве априорной информации принимались результаты обработки сейсмического геотраверса «Батолит» (Егоркин, 1991), данных магнитотеллурического зондирования (Фельдман И.С., 2007) и сейсмотомографии (рис. 3.7, 3.8).

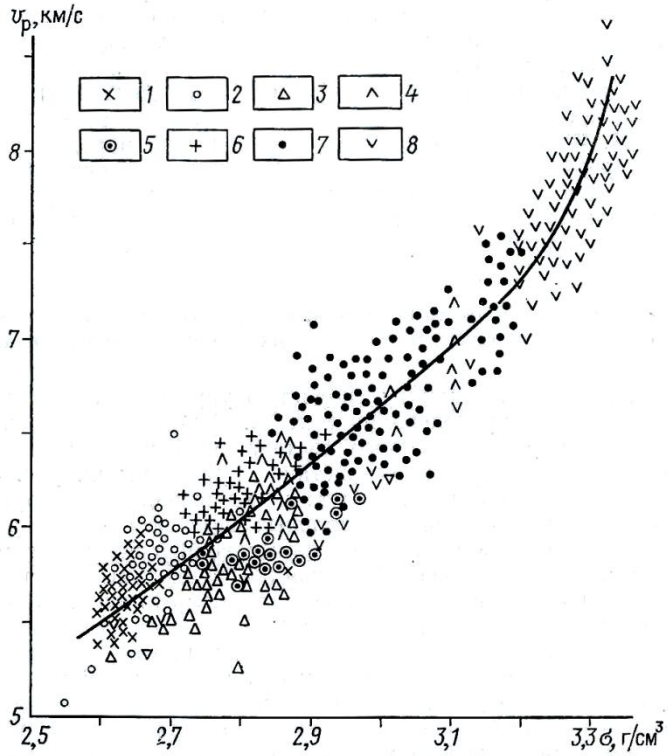


Рис. 3.12 *Скорость распространения продольных волн и плотность интрузивных и метаморфических пород. (Корбанова В.Н., 1962) 1 – граниты; 2 – биотитовые и биотит-амфиболовые гнейсы; 3- кианит-гранат-биотитовые гнейсы; 4 – биотит-амфиболовые гнейсы и амфиболиты; 5 – плагиоклазовые гранулиты; 6 – диориты и габбро-диориты; 7 – габбро-нориты; 8 – гипербазиты.*

Поскольку, автором проводилось плотностное моделирование до глубин 60 км, для которых не существует данных бурения, важной априорной информацией были распределения сейсмических скоростей в разрезе (Егоркин, 1991). Скоростные характеристики разноглубинных слоев были получены, используя сейсмические геотраверсы «Батолит» и «Шпат». Таким образом, опираясь на установленные корреляционные зависимости скорости от плотности (рис. 3.12), для каждого слоя модели были вычислены интервалы изменения плотностей σ. Плотности слоев изменяются в

широком диапазоне, от 3.25 г/см^3 для мантийных пород, находящихся на глубинах более 40 км, до 2.05 г/см^3 для осадочных, залегающих в верхней части разреза. Хотя существуют определенные зависимости плотности от проводящих свойств пород, их использование было затруднено, ввиду сложного, складчатого строения верхней части разреза в пределах Енисейского кряжа. Одновременно с этим, отсутствует информация о глубинной части разреза, что обусловлено возможностями использованного метода МТЗ и строением региона.

Для моделирования глубинной конфигурации интрузивных объектов дополнительно привлекались результаты расчета источников Эйлера (рис.3.11). Источники, находящиеся в радиусе 2 км от опорного профиля были спроецированы на его вертикальную плоскость (рис. 3.13). Полученное распределение источников в разрезе позволили определить положение вертикальных границ. Особенно хорошо данный метод адаптирован для определения границ интрузивных образований – гранитов в пределах Енисейского кряжа. На рис. 3.13 видна хорошая пространственная корреляция положения источников Эйлера и предполагаемых вертикальных границ интрузивных образований.

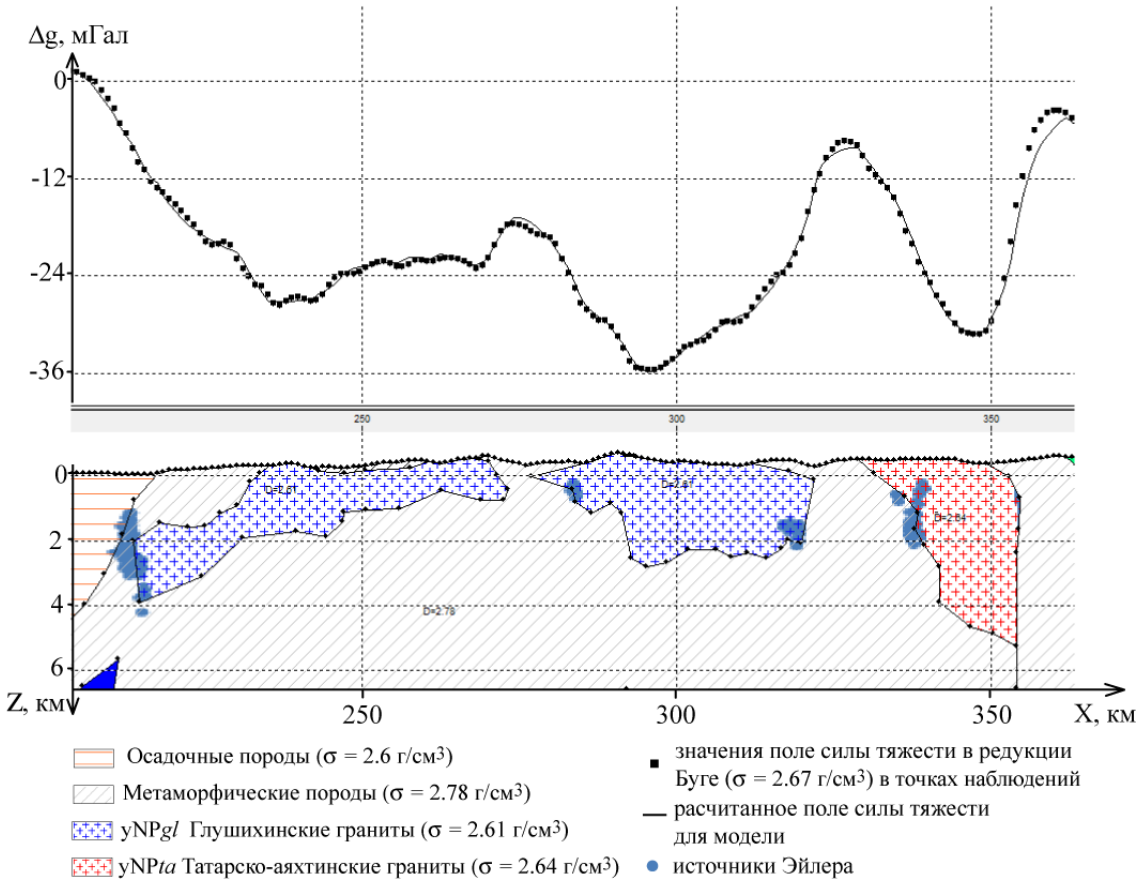


Рис. 3.13 *Использование источников Эйлера при подборе плотностной модели (в программе GM-SYS; среднее квадратичное отклонение σ = ±0.7 мГал).*

Таким образом, вдоль опорных профилей «Батолит» и «Шпат» полученные источники Эйлера использовались в качестве дополнительной информации о положении вертикальных границ блоков, характеризующихся различной плотностью. Хотя, метод деконволюции Эйлера хорошо адаптирован для выделения магнитных источников, данный анализ не проводился, это было обусловлено тем, что имеющиеся карты аномального магнитного поля ΔT имеют низкую детальность в пределах Енисейского кряжа, интересующие нас гранитоиды в них не проявляются

В пределах горизонтальных сейсмических границ производилась разбивка на блоки и подбор плотностей вдоль опорных профилей «Батолит» и «Шпат». Дополнительно автор использовал ранее полученные результаты обработки площадных данных поля силы тяжести Δg для расчета псевдоплотностей разноглубинных источников. Автором, для построения 2D моделей вдоль профиля «Батолит» были построены графики распределения плотностных характеристик для двух разноглубинных слоёв (0-5 км, 5-20 км; рис 3.14).

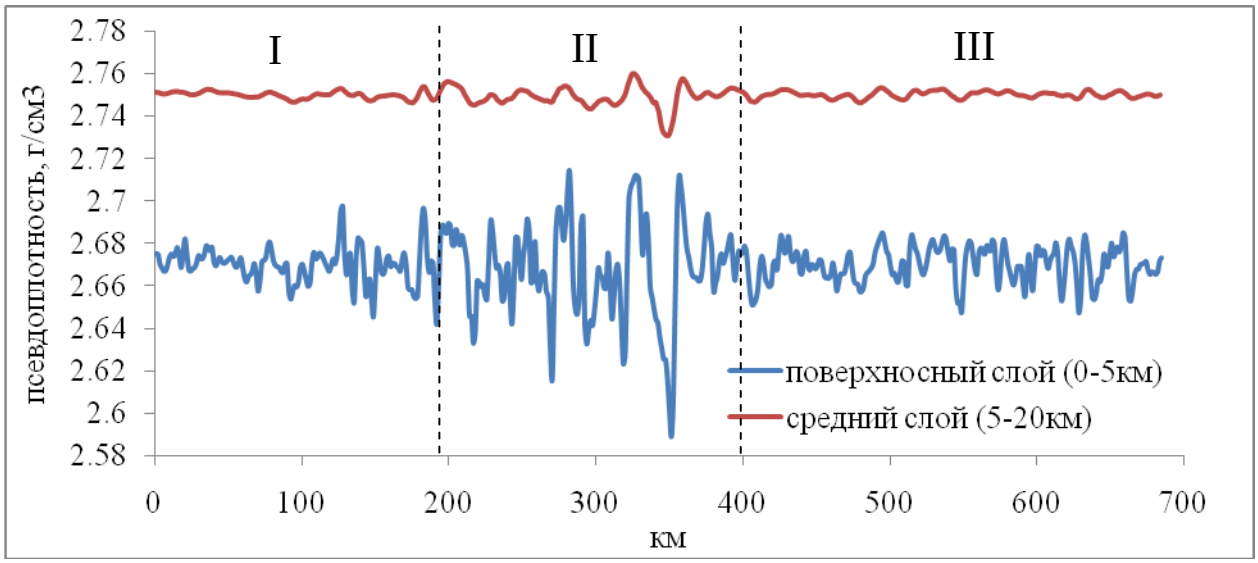


Рис. *3.14. Графики изменения псевдоплотности вдоль опорного разреза «Батолит»*

На полученных графиках можно выделить три зоны. Первой зоне соответствует слабое изменение значений плотностей в обоих слоях. Во второй происходит сильная дифференциация плотностей разрезе. Для третьей характер графика соответствует первой зоне, однако для всех слоев отмечается разуплотнение пород (рис. 3.14). Учитывая полученные зависимости, для блоков находящихся на глубинах 0-5 км задавались начальные значения σ = 2.6 – 2.7 г/см^3., и σ = 2.75– 2.8 г/см для средней части разреза (5-25 км). Следует отметить, по построенным графикам можно построить более детальную плотностную модель, однако проблема заключается в том, что вдоль разреза

происходит значительные изменения мощности слоев, которые невозможно учесть при спектральном разделении поля Δg.

По характеру наблюденное поле Δg можно условно разделить на три зоны, соответствующие Западно-Сибирской плите, Енисейскому кряжу и Сибирской платформе, которые четко разделяются двумя глубинными тектоническими разломами. Отмечается понижение среднего уровня поля Δg с запада на восток профиля «Батолит». Максимальные значения отмечаются в западной части первой зоны, а минимальные в центральной части третьей зоны.

В результате моделирования были построены плотностные разрезы вдоль профилей «Батолит» и «Шпат», удовлетворяющие следующим условиям: границы блоков находятся в пределах сейсмических границ и тектонических разломов; с глубиной увеличивается плотность пород, среднее квадратичное отклонение наблюденного от рассчитанного поля Δg составляет не более ±0.8 мГал, т.е. ошибка подбора равняется 0.5%; верхняя часть разреза разбивается на большее количество блоков, чем нижняя (рис. 3.15). Более точный подбор не проводился исходя из поставленной задачи, масштаба имеющихся данных и отсутствия детальной информации о распределении скоростных характеристик в разрезе.

С одной стороны, полученный разрез распределения плотностей σ не противоречит принятой модели строения земной коры региона Енисейского кряжа как покровно-складчатой структуры (Верниковский В.А., 2003).С другой стороны, результаты плотностного моделирования вдоль опорного профиля «Батолит» не противоречат сейсмическим данным, и имеют высокую сходимость положения горизонтальных границ блоков (рис.3.16). Также отметим, что полученные плотностные модели вдоль опорных профилей «Батолит» и «Шпат» имеют схожее строение, отличается лишь строение поверхностной части разреза. В построенных плотностный разрезах, выделяются четыре основных слоя, залегающих выше границы Мохоровичича.

.

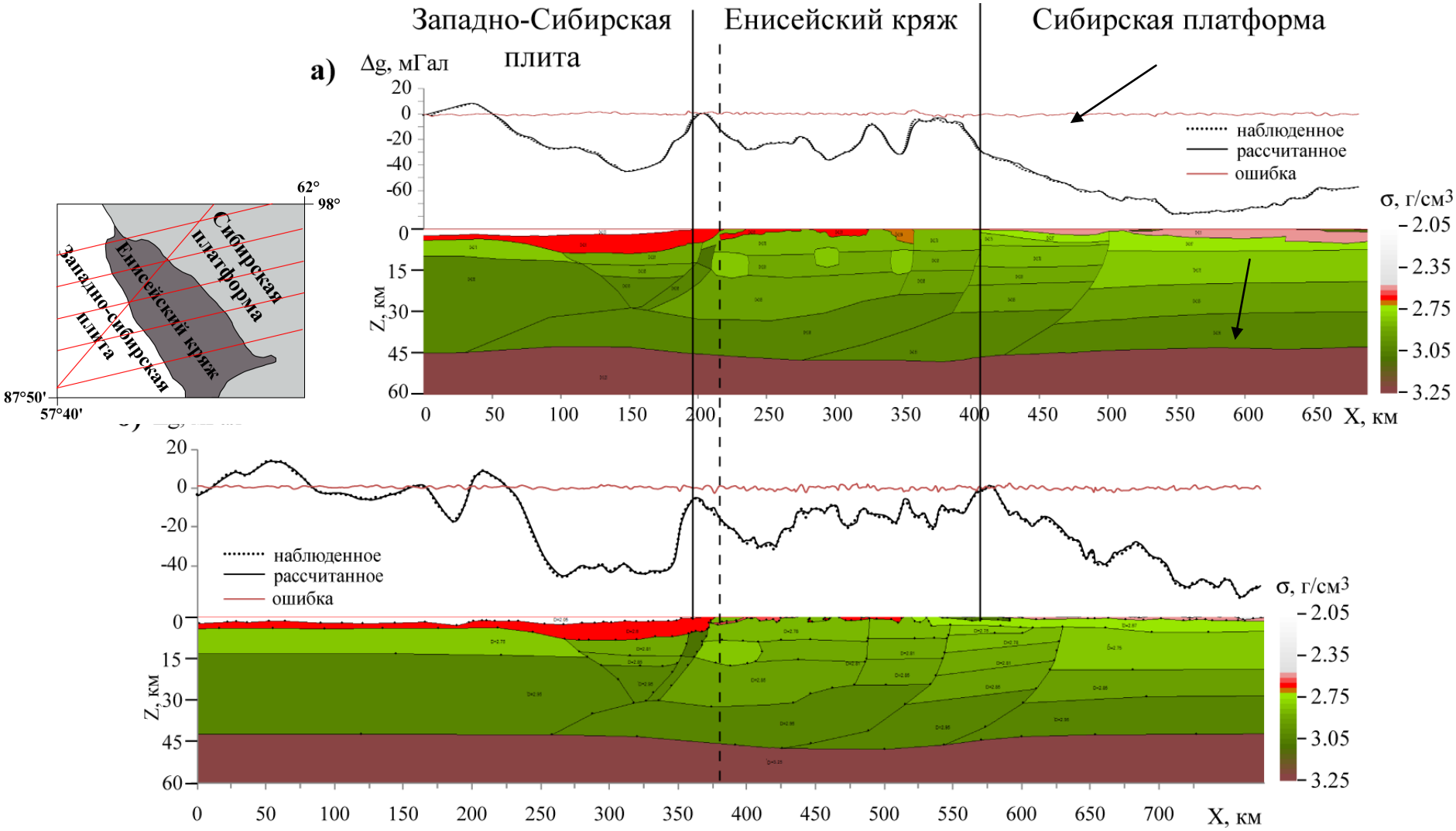


Рис. 3.15. *Плотностные модели глубинного строения Енисейского кряжа вдоль опорных профилей а) вдоль геотраверса «Батолит» и б) вдоль геотраверса «Шпат» (подбор в программе GM-SYS, среднее квадратичное отклонение δ = ±0.75 мГал и ±0.69 мГал, соответственно)*

Нижний слой характеризуется слабым изменением плотностей от σ = 2.9 г/см^3 до σ = 2.95 г/см^3, снизу ограничивается поверхностью Мохоровичича, кровля слоя располагается на глубинах 32 – 42 км, мощность варьирует от 5 до 15 км (рис. 3.15). Породы, слагающие этот слой, предположительно относятся к образованиям архея (AR), основного и ультраосновного состава. Породы, возможно, представлены либо пироксен-плагиоклазовыми и гранат-пироксеновыми ортогнейсами с высоким содержанием железисто-магнезиальных минералов, либо габбро с более низким содержанием тех же минералов (В.Н. Кобранова, 1962).

Вышезалегающий слой имеет различную мощность от 10 км в краевых частях разреза до 25 км в центральных, кровля слоя находится на глубинах от 10 до 15 км. Плотности данного слоя изменяются в пределах от σ = 2.75 г/см^3 до σ = 2.85 г/см^3, причем отмечается некоторое разуплотнение пород в центральной части разреза (рис. 3.15) В первой и третьей зонах разрез сложен породами основного состава – вероятно, гранодиоритами, тогда как во второй зоне, возможно присутствуют породы кислого состава и протерозойского возраста (PR).

Кровля следующего слоя располагается на глубинах около 5 км, мощность слоя около 25 км, и уменьшается в восточном направлении до 10 км (рис. 3.15). Характерные значения плотностей заключены в пределах σ = 2.6 г/см^3 до σ = 2.75 г/см^3. Породы, слагающие данный слой вероятно граниты кислого состава. Породы можно отнести к образованиям нижнего протерозоя (PR_1), нижнего рифея (R).

Верхний слой прослеживается в первой и третьей зоне и практически отсутствует во второй зоне (рис. 3.15). Породы данного слоя формируют осадочный чехол, с характерными значениями плотностей σ от 2.05 г/см^3 до σ = 2.60 г/см^3. По-видимому, породы, слагающие данный слой относятся к разновозрастным образованиям мезозоя (MZ) и кайнозоя (KZ).

Итак, для изучения глубинного строения территории по геофизическим данным были построены двухмерные плотностные модели в программе GM-SYS (GeoSoft) вдоль геотраверсов «Батолит» и «Шпат» (рис. 3.15). Наилучшая точность подбора плотностных моделей менее ±0.8 мГал была получена в предположении покровно-складчатого строения региона. На заключительном этапе, автором было проведено сопоставление итоговой 2D плотностной модели Енисейского кряжа и всех имеющихся геофизических данных вдоль опорного профиля «Батолит» (рис. 3.16).

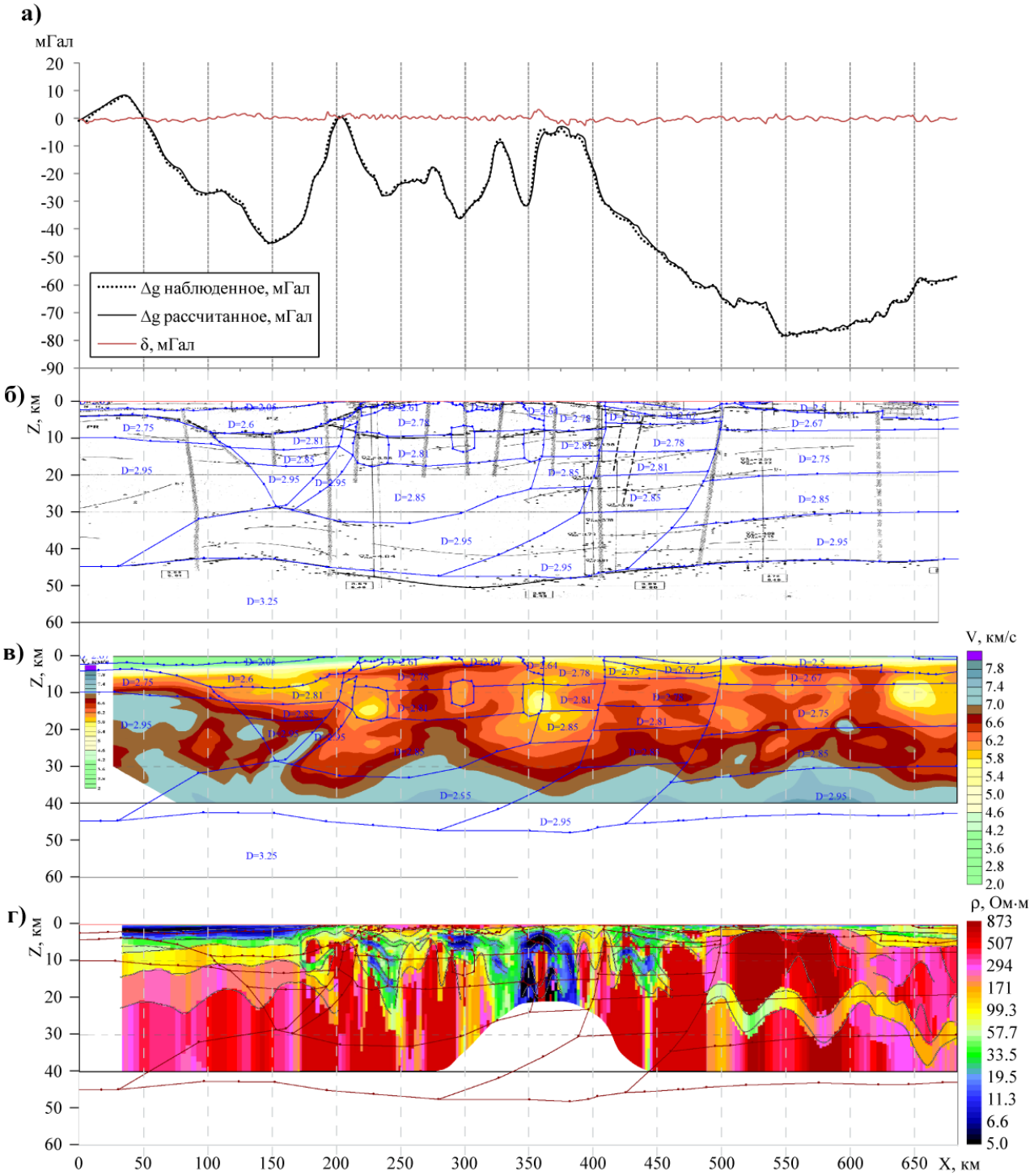


Рис. 3.16 *Сопоставление результатов интерпретации методами гравиразведки, сейсморазведки и электроразведки а) плотностной модели вдоль геотраверса «Батолит» (синие линии на рисунках (б), (в) и зеленые на рисунке (г) линии, цифрами обозначены плотности блоков, г/см^3) с б) результатами интерпретации данных ГСЗ (Егоркин, 1982), в) данными сейсмотомографии и г) данными МТЗ (Фельдман, 2007)*

Сопоставление данных сейсмического зондирования, сейсмотомографии и плотностной модели показывает из высокую сходимость (рис. 3.16абв). Вертикальные границы хорошо коррелируются с сейсмическими границами. Сходимость границ геоэлектрического разреза и плотностей модели. Однако в центральной части профиля

по всем профильным геофизическим данным четко выделяются три аномальные зоны, характеризующиеся пониженной плотностью (2.70 г/см^3), низкими значениями скоростей (5.5 км/с) и низким сопротивлением (порядка 20 Омм), залегающие на глубинах от 10 до 20 км. Для геологической интерпретации данных объектов, необходимо проведение трехмерного моделирования, для определения изменения данных вон в направлении перпендикулярном профилю «Батолит». Однако отметим, что только западный объект также прослеживается на опорном профиле «Шпат», тогда как центральный и восточный объекты отсутствуют.

Более детальная геологическая интерпретация будет проведена авторам по результатам трехмерного плотностного моделирования территории Енисейского кряжа. Построенные 2D плотностные модели с опорой на все имеющиеся в распоряжении автора геолого-геофизические материалы является основой для трехмерного плотностного моделирования, геологической интерпретации и построения объемной физико-геологической модели Енисейского кряжа и сопредельных территорий (рис. 3.15).

4.2. Des coupes « Batholite » et « Shpate » au modéle 3-D de la croûte sous l'Yenissei Ridge

После проведения большого объема работ по расчету трансформаций потенциальных полей, расчету классификаций и структурного анализа полей, анализу трехмерного распределения источников Эйлера и плотностного моделирования вдоль опорных профилей «Батолит» и «Шпат» общей протяженностью 1400 км, автор приступил к реализации главной задачи – построению трехмерной физико-геологической модели Енисейского Кряжа.

В основу объемной физико-геологической модели легли результаты трехмерного плотностного моделирования, которое проводилось в программе 3Dgeomodeller (BRGM, Франция). Отличительной особенностью используемой автором программы является геологический принцип моделирования, который основан на построении поверхностей различных геологических слоев с использованием точек наблюдений на местности и данных об элементах залегания. Для создания 3D модели в качестве исходных данных использовались цифровые геологические карты масштаба 1:200000 и 1:1000000 (Бабушкин Е.А, 1997, Беззубцев В.В, 2000, Головеров А.Г, 1987, Григорьев Н.В., 1987, 1992, Ковригина Е.К., 1979), что существенно ускорило процесс построения трехмерных моделей. Геологические слои модели располагаются в строгом соответствии с их возрастом от самых древних до молодых. Автор выделил 17 геологических слоев дифференцированных по плотности, начиная от мантии до осадочных пород.

В соответствии с принципом моделирования, описанном в разделе 1, для каждого слоя задавались пространственные координаты геологических границ. На поверхности им соответствовали границы, полученные из разномасштабных геологических карт (3.17).

Опираясь на информацию о физических свойствах и составе пород, слагающих верхнюю часть разреза, автором были выделены следующие поверхностные слои, содержащие породы осадочного чехла мезозоя и кайнозоя (MZ) с плотностями $\sigma = 2.05 \div 2.5$ г/см3, триасовые траппы, с высокими значениями плотностей σ до 3.05 г/см3, кембрийские орогенные известняки $\sigma = 2.5$ г/см3, осадочные породы неопротерозоя (NP) с плотностью $\sigma = 2.60$ г/см3, метаморфические образования мезо- и палеопротерозоя, характеризующиеся плотностями $\sigma = 2.7 \div 2.78$ г/см3. Отдельно были выделены граниты с плотностями находящимися в интервале $\sigma = 2.61 \div 2.64$ г/см3, в зависимости от состава.

Поскольку в распоряжении автора отсутствовали структурные карты и данные глубинного бурения региона Енисейского кряжа, то для определения внутреннего строения модели и плотностных свойствах пород привлекались результаты двухмерного плотностного моделирования (рис. 3.18). В модели были созданы профили, пространственно совпадающие с положением опорных профилей «Батолит» и «Шпат», на которые были спроецированы результаты плотностного моделирования (рис.3.15 и 3.19). Это позволило определить границы всех слоев как на поверхности, так внутри модели. Однако, двух профилей явно не достаточно для построения трехмерной модели всего региона, поэтому дополнительно проводилось двухмерное моделирование вдоль серии из 8 профилей, равномерно расположенных через 40 км, параллельно профилю «Батолит» (рис.3.20). Таким образом, поэтапно автор подбирал плотностные модели, с точностью побора $\delta < \pm$ 1мГал, вдоль всех профилей от наиболее близкого к опорному профилю «Батолит», до наиболее удаленного, на расстоянии 160 км. При этом плотностные свойства блоков оставались неизменными, что позволило проследить каждый слой в пределах региона исследований. По результатам серии профилей была создана основа для трехмерного плотностного моделирования.

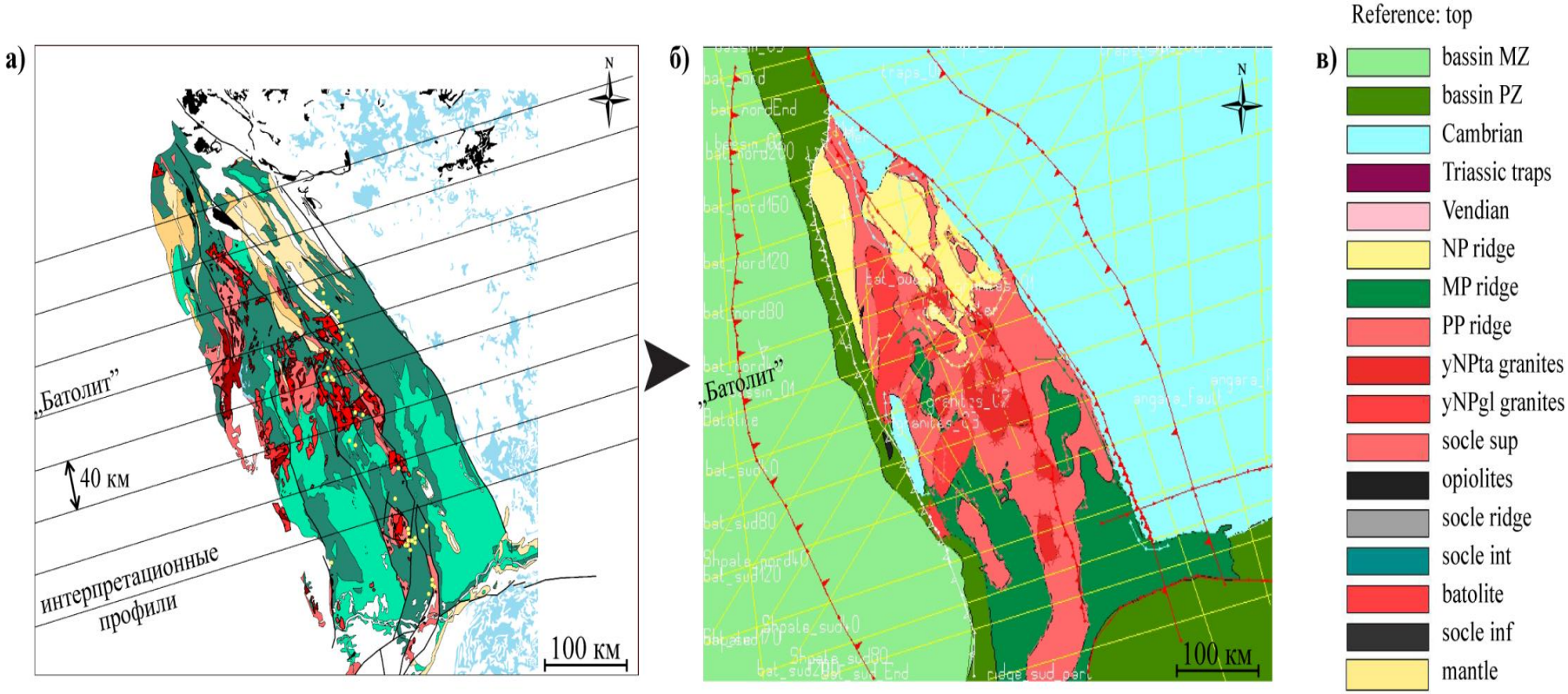


Рис. 3.17 *Моделирование глубинного строения Енисейского кряжа в программе 3D Geomodeller.*
а) Геологическая схема строения Енисейского кряжа; б) Оцифровка геологической карты для построения геометрической 3D модели и интерполяция данных методом кригинга в программе 3D Geomodeller (см. раздел 1); в) геологическая колонка для геометрической модели 3D;

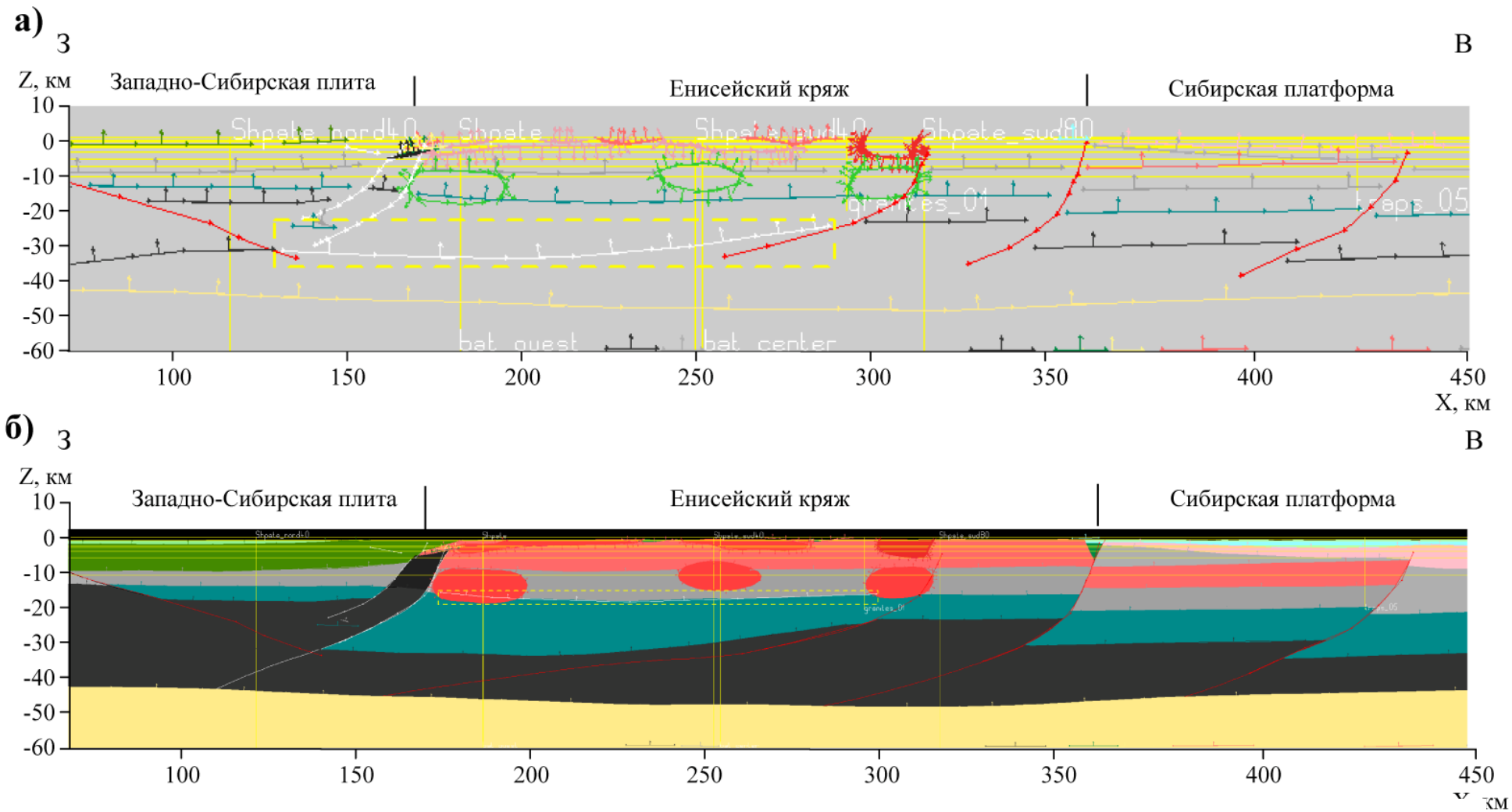


Рис. 3.18 *2D разрезы для моделирования глубинного строения Енисейского кряжа в программе 3D Geomodeller (построены по результатам подбора моделей в программе GM-SYS, представленных на рисунке; условные обозначения см. на рисунке 3.17) а) вдоль опорного профиля «Батолит»; б) интерполяция данных методом кригинга в программе 3D Geomodeller (см. раздел 1)*

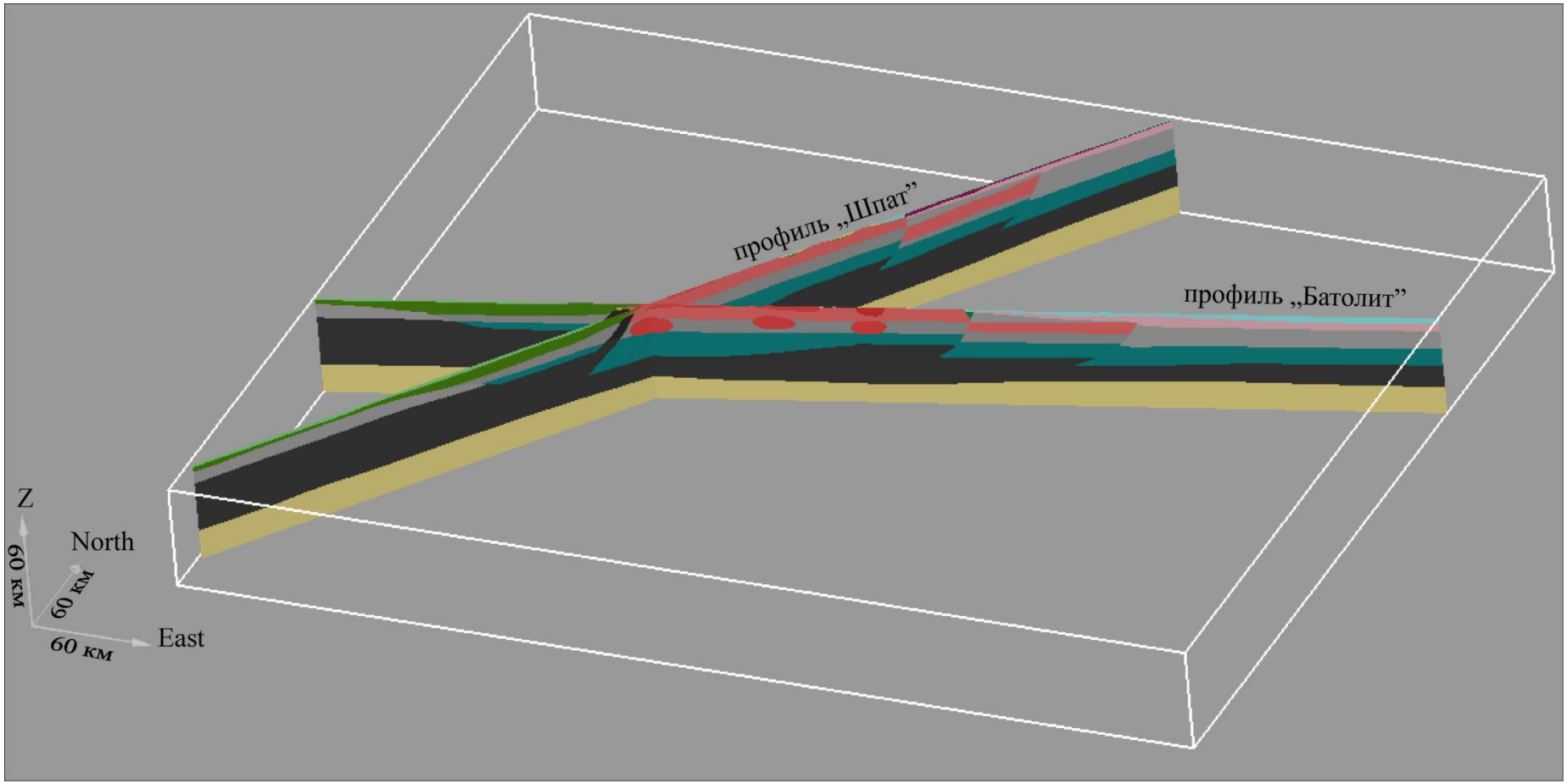


Рис. 3.19 *Трехмерный вид опорных профилей «Батолит» и «Шпат», используемых для построения плотностной модели (условные обозначения см. на рисунке 3.17).*

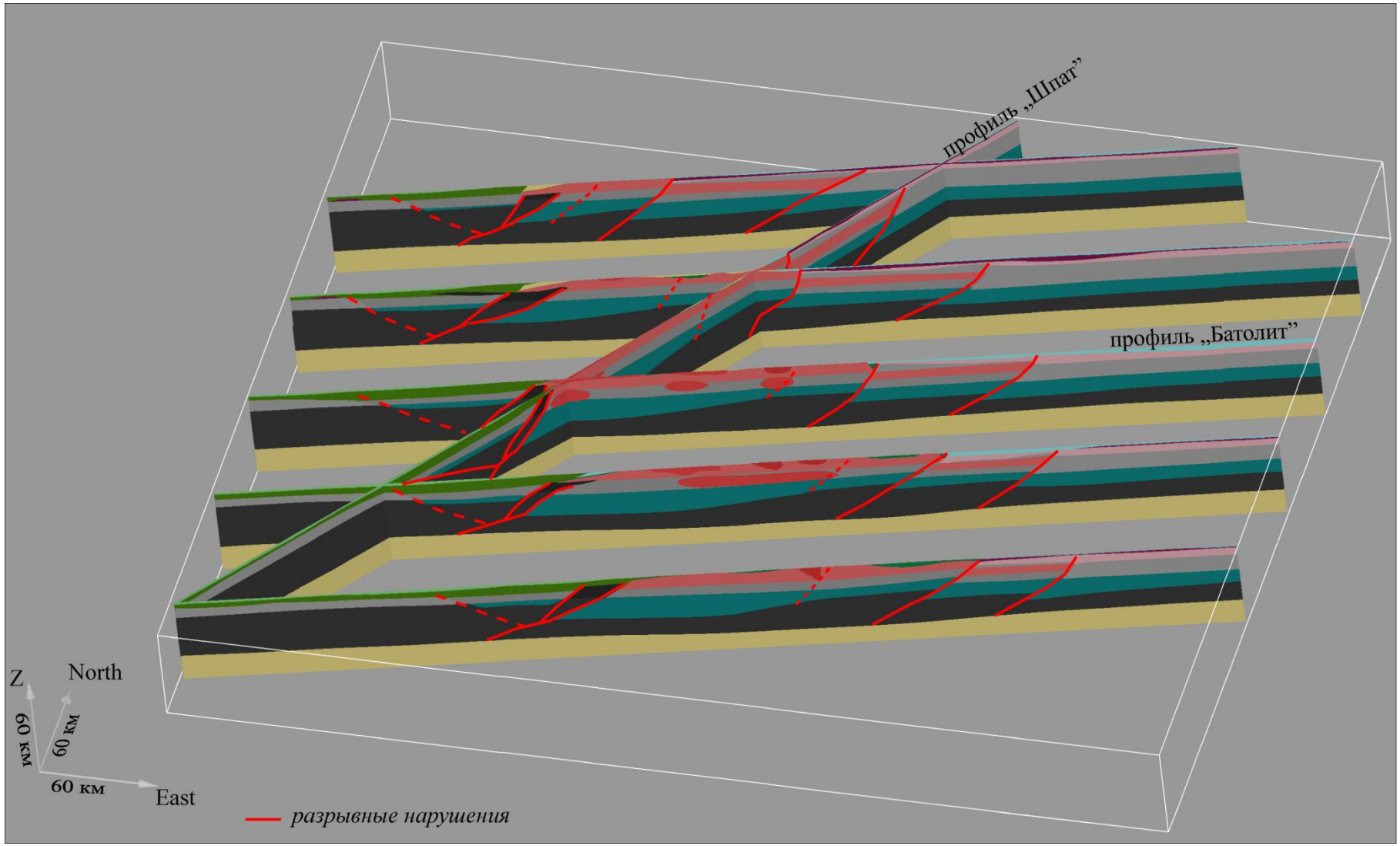


Рис. 3.20 *Трехмерный вид опорных профилей используемых при построении плотностной модели Енисейского кряжа (условные обозначения см. на рисунке 3.17)*

В соответствии с типом пород, слагающих разноглубинные слои, задавалось значение плотности, которое варьировалось от 2,05 г\см^3 для осадочных пород до 3,25 г\см^3 для мантийных пород. Отметим, что плотности σ для глубинных слоев определялись на основе корреляционных зависимостей плотности σ от значений скоростей V соответствующих блоков сейсмических разрезов, определенные в процессе двухмерного плотностного моделирования вдоль профилей «Батолит» и «Шпат» (рис. 3.15, 3.16). Отдельно моделировались разрывные нарушения, путем трассирования их на поверхности геологических карт и результатов структурного районирования потенциальных полей (рис 3.10).

Отметим, что двухмерный принцип моделирования основан на предположении постоянства физических свойств перпендикулярно разрезу. При трехмерном моделировании физические свойства меняются по всем направлениям, поэтому необходима корректировка всех используемых плотностных 2D моделей, вдоль каждого профиля. Таким образом, по результатам 2D плотностного моделирования была создана модель глубинного строения Енисейского кряжа и сопредельных территорий (рис. 3.21).

4.3. Implications géologiques et géodynamiques

Рассмотрим основные структурные элементы полученной трехмерной модели Енисейского кряжа и сопредельных территорий (рис. 3.21). В пределах модели автором были отслежены главные разрывные нарушении., которые разделяют плотностную модель на три части: западную, соответствующую Западно-Сибирской плите. Центральную – Енисейскому кряжу и восточную, приходящуюся на Сибирскую платформу, отделенными надвиговыми структурами. Западная и восточная зоны перекрыты осадочными бассейнами мезозоя и кембрия, соответственно. В восточной части широко распространены траппы Триасового периода, которые находят свое отображение в виде положительных аномалий поля силы тяжести Δг и аномального магнитного ΔT полей (рис. 3.5 и 3.6).

Моделирование глубинного строения западной зоны (части Западно-Сибирской плиты, расположенной в пределах модели) основывалось на общих представлениях и сейсмических разрезай. Поскольку, на сейсмотомографическом разрезе (рис. 3.14в) отмечаются высокие значения скоростей, начиная с глубин 10 – 15 км, было предположено, что плотности пород слагающие данный слой, существенно выше, чем для аналогичных глубин Сибирской платформы и Енисейского кряжа.

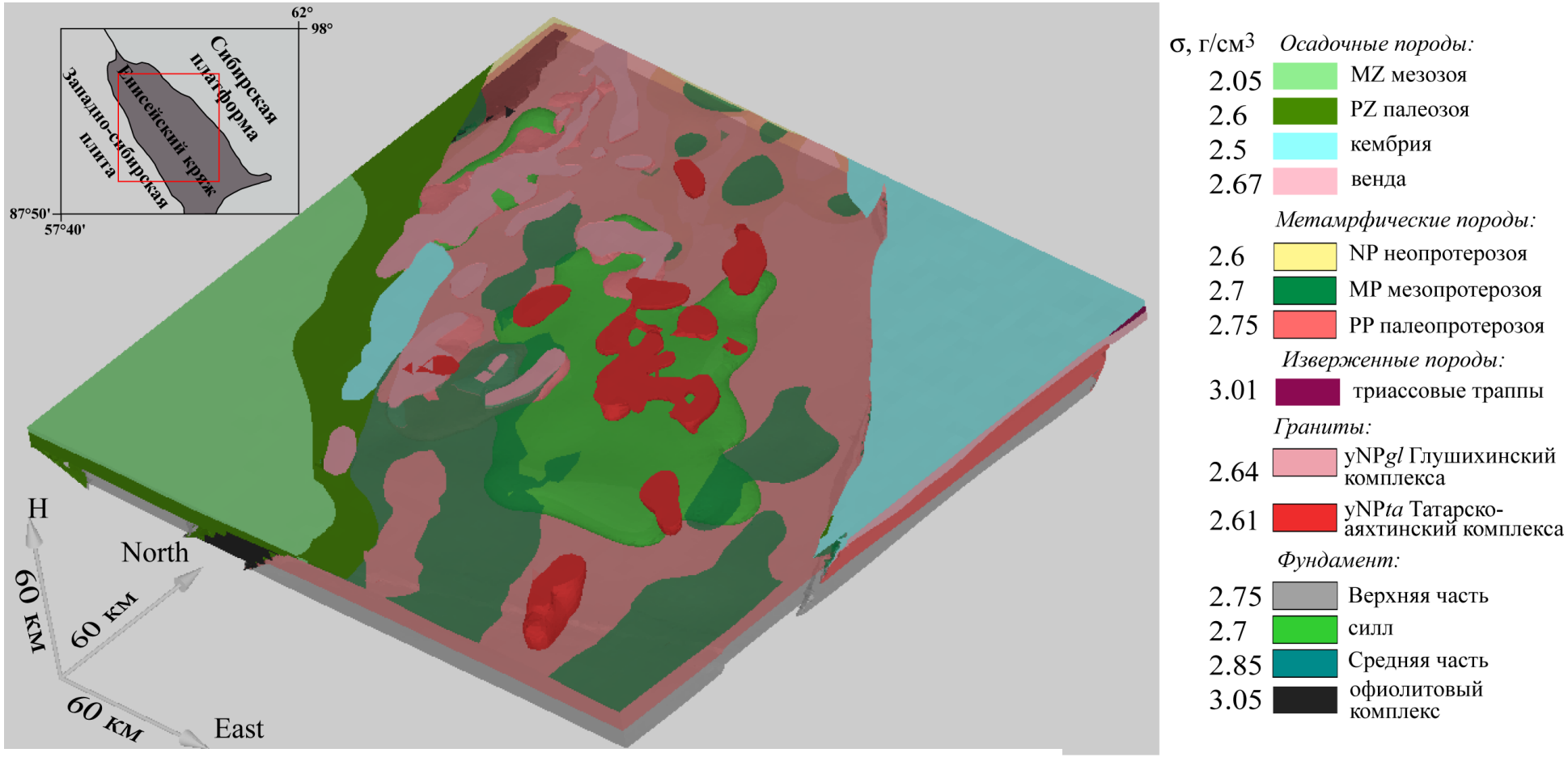


Рис. 3.21 *Фрагмент 3D плотностной модели глубинного строения Енисейского кряжа.*

На западе и востоке центральной зоны, соответствующей структурам Енисейского кряжа располагаются два прогиба, заполненными осадочными породами. Граница данных осадочных бассейнов хорошо выделяется на сейсмических данных, и отмечается высокая корреляция пространственного положения прогибов с отрицательными аномалиями поля силы тяжести Δg. Таким образом, геологические структуры фундамента, сложенного обнаженными на поверхности метаморфическими породами протерозоя хорошо выделяются в потенциальных полях (рис. 3.5 и 3.6). Поскольку в пределах Исаковского террейна (рис. 3.3) прослеживаются останцы офиолитов, к которым приурочены положительные аномалии поля силы тяжести Δg и аномального магнитного поля ΔT, автором было сделано предположение о наличие слоя офиолитовых пород, обрамляющих западную часть Енисейского кряжа.

5. Conclusions

Реалистичность построенной плотностной модели было решено проверить путем решения прямой задачи гравиразведки, основываясь на детальные площадные гравиметрические данные (см. раздел 3.2). Расчет поля силы тяжести для 3D плотностной модели проводился в программе 3Dgeomodeller. Параметризация модели проводилась, опираясь на плотностные разрезы вдоль геотраверсов «Батолит» и «Шпат». Нижний слой мантийных пород описывался плотностью 3.25 г/см^3, фундамент был разделен на три части: нижнюю – 2.95 г/см^3, среднюю – 2.85 г/см^3 и верхнюю – 2.75 г/см^3. В верхней части разреза расположен осадочных чехол мощностью до 8 км для области Сибирской платформы, и до 5 км для Западно-Сибирской плиты (рис. 3.15, рис. 3.21).

Для расчета поля силы тяжести 3D модель разбивалась на ячейки размером 5x5x1 км, каждой из которой присваивалось определенное значение плотности, в зависимости от того на какой слой она приходилась. Меньший размер ячейки не выбирался исходя из кондиционности исходных гравиметрических данных и времени, необходимого для решения прямой задачи. Однако отметим, что для центральной части Енисейского кряжа, в области развития гранитоидного магматизма, и тем самым наиболее интересной с точки зрения прогноза золоторудных месторождений, решение прямой задачи вычислялось для ячеек размерами 2.5x2.5x1 км. Проведя параметризацию по плотности и конфигурации слоев (размер ячеек) путем решения прямой задачи для территории Енисейского кряжа и сопредельных территорий было получено аномальное поле силы тяжести, отображенное на рисунке 3.22. Вместе с тем были рассчитаны и другие модели строения Енисейского кряжа, отвечающие различным геологическим гипотезам. Однако наилучшую сходимость с наблюденным полем показала плотностная модель, отвечающая покровно-складчатого строения.

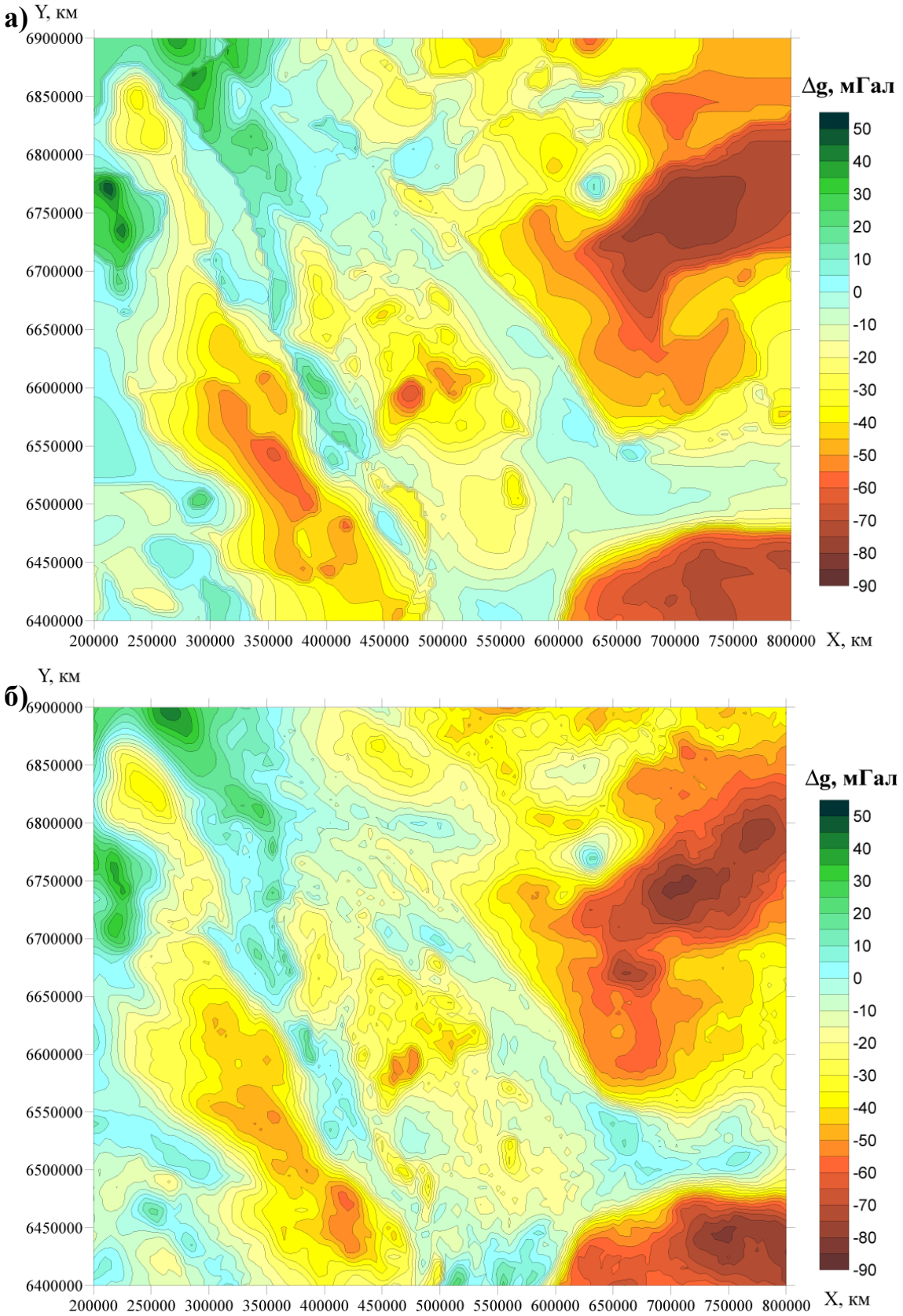


Рис. 3.22 *Аномальное поле силы тяжести а) рассчитанное для трехмерной плотностной модели и наблюденное (в редукции Буге, плотность промежуточного слоя σ = 2.67 г/см)*[3]

При решении прямой задачи от данной модели (рис. 3.22б) видна хорошая сходимость наблюденного и рассчитанного полей Δg, однако ошибка подбора составила

δ = ±6.5 мГал (рис. 3.23). Большей точности подбора модели добиться достаточно трудно, так как в программе, при решении задачи не учитывается рельеф местности, что приводит к существенным ошибкам. Отметим, что в юго-западной части средняя высота местности составляет 400м, далее на восток следует повышение рельефа до 700-800м для Енисейского кряжа, и в северо-восточной части наиболее сложный рельеф, связанный с распространение траппов Триасового периода с высокой плотностью σ = 3.05 г/см3.

Для центральной части Енисейского кряжа удалось существенно уточнить глубинное строение гранитоидов татарско-аяхтинского и глушихинского возраста. Первые из них имеют преимущественно субвертикальное залегание, однако глушихинские граниты имеют сложное внутреннее строение, и лишь малая часть из них видна на поверхности.

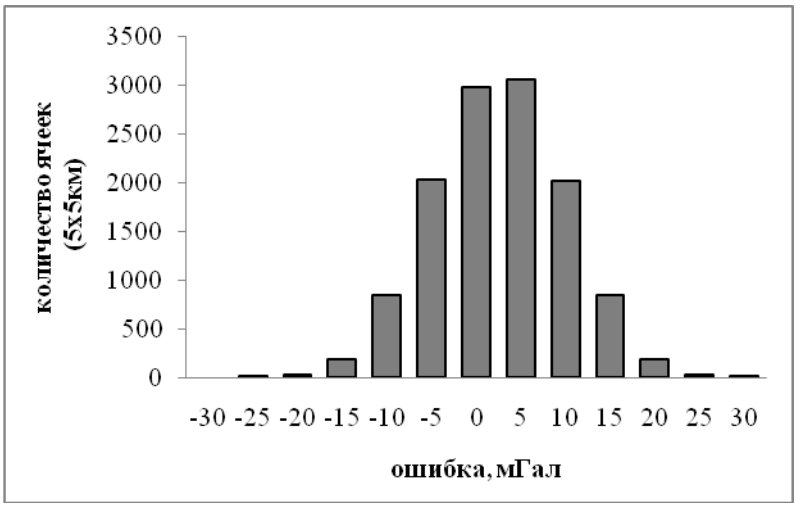


Рис. 3.23 *Ошибка подбора трехмерной плотностной модели (σ = ±6.5 мГал).*

В результате полученная модель Енисейского кряжа не противоречит исходным геолого-геофизическим данным, отображает сложное строение региона и вписывается в концепцию развития Енисейского кряжа как коллизионной структуры. Эволюция региона проходила в несколько этапов в эпоху байкальской складчатости. Также можно отметить, что структуры изучаемого региона значительно мощнее, чем на поверхности, и возможно, формирование кряжа проходило в несколько этапов в период байкальской складчатости.

IV. MODELISATION PROBALISTIQUE DES ZONES AURIFERES DE LA YENISSEI RIDGE

« Chercher n'est pas une chose et trouver une autre,

mais le gain de la recherche, c'est la recherche même »

Saint Grégoire de Nysse

Dans les provinces aurifères, des grands efforts des anciens chercheurs ont été menés dans la région de l'Yenissei Ridge afin d'identifier des zones minéralisées (Petrovsky N., Bernstein P.S., Brovko G.N., Gavrilov A.M., Korneev T.Y., Lee L.V., Musatov Y.I., Novozhilov Y.I. etc.). Cependant, la prospection de minerai d'or reste encore l'une des tâches principales pour l'exploration de l'Yenissei Ridge.

Les méthodes décrites ci-dessus de l'analyse stochastique des données géologiques et géophysiques pour estimer la répartition des gisements d'or potentiels ont été utilisées par l'auteur dans l'Yenissei Ridge. Cela est dû au fait que: d'une part, on dispose d'un grand nombre de données géologiques et géophysiques bien contraintes dans cette région (Chapitre 3); d'autre part, de 47 gisements d'or bien connus constituant un bon échantillon représentatif pour tester les résultats statistiques et de la modélisation (Chapitre 2).

La majeure partie des gisements connus se situent dans le district aurifère du Nord-Ienisseï, dont l'étude a été largement discutée. Nous notons qu'à ce jour, les diverses cartes prospectives sur la teneur en or dans l'Yenissei Ridge ont été construites avec les résultats des recherches de Brovkina G.N. (1985), Ruchkin G.V. et Konkin V.D. (1998), Simkin G.S. (1998) et Vargunin N.P., Konstantinov M.M (1998), Safonov Y.G. (2007), Cherkasov S.V. (2008), Romachko VV (2010) et d'autres auteurs. Les minéralisations aurifères de l'Yenissei Ridge se répartissent en trois types: or et quartz, or et sulfures et or correspondant à un enrichissement supergène. Un exemple typique de minéralisation à or-sulfure est le complexe de minerai à antimoine-or dépôts assertion d'Olimpiada.

Selon les résultats d'études antérieures (Konstantinov et al, 1999 ; Cherkasov et al., 1999), il est bien connu que la minéralisation aurifère est confinée à des masses de granites Tatar-Ayakhta, et est associée à des roches métamorphiques de la série Suhopitsky. Ainsi, comme décrit dans le chapitre 2, les méthodes de simulation stochastique ont été utilisées pour établir des couches paramétriques contenant les données relatives aux formations géologiques et les distances entre gisements et contours des massifs de granite et des roches métamorphiques. De plus, l'âge des roches a été utilisé pour constituer une des couches paramétriques. Au total 16 couches paramétriques ont été construites contenant les différents sites géologiques. D'après les résultats de traitement et l'interprétation des données géophysiques présentées au chapitre 3, deux couches paramétriques supplémentaires ont été crées. La première contient les résultats du zonage tectonique de l'Yenissei Ridge. La deuxième couche montre les résultats (obtenus par la méthode de déconvolution d'Euler) mettant en évidence que le nombre des zones anormales de densité a diminué.

Dans la prochaine étape, tel que proposé dans le chapitre 2, la procédure est de déterminer (en utilisant les caractéristiques statistiques des fonctions de la distribution prévue de

F_X pour certaines couches paramétriques) : l'entropie $H[F_X]$ et la moyenne $M[F_X]$; puis de reporter les valeurs d'espérance mathématique de l'entropie pour chacune des couches paramétriques, afin de clairement identifier les couches qui ne sont pas utilisables pour l'analyse statistique, les couches qui de ce point de vue présentent un d'intérêt « moyen » ou « bon » et les couches non-paramétriques. Pour chaque couche, nous avons calculé la fonction paramétrique de la distribution de sortie de Fz, qui décrit la corrélation spatiale des gisements d'or et la faisabilité d'établissement des couches paramétriques. Selon la nature de la relation de fonctions F_X prévue, les distributions de sortie F_Z peuvent être divisées en trois types de lois : « absence d'anomalies », forte « différence statistique » et faible « différence statistique ».

La prochaine étape est importante: il s'agit de définir la contribution de chaque couche paramétrique dans l'élaboration des cartes de prédiction finale. À cette fin, il est nécessaire de déterminer la proximité des objets de la couche paramétrique des gisements d'or. Toutefois, il faut être conscient que dans les différentes couches les valeurs de l'entropie peuvent varier, même pour des couches dont les objets ont le même degré d'influence sur le contrôle de la minéralisation. A cet égard, « l'étendue » de la relation statistique doit être d'autant moins prononcée que l'entropie est faible et la valeur de l'entropie d'une couche doit être prise en compte lors de l'évaluation de la valeur des paramètres de la statistique de Pearson (Kendall et Stuart, 1983). Selon les résultats de l'analyse précédente, l'importance d'une couche (pour la construction d'une carte de probabilité) est estimée en l'attribuant à une de quatre classes de degré d'importance. Les couches dont le degré d'importance appartient à la quatrième classe ne sont pas impliqués dans la construction des cartes de prédiction, car la relation spatiale entre des gisements d'or et les objets de ces couches n'est pas établie de façon statistiquement significative. Après une analyse statistique complète des données géologiques et géophysiques 5 couches paramétriques ont été sélectionnée; ces couches sont à leur tour divisées en 3 classes selon l'influence des objets paramétriques sur la position des objets « or ».

L'analyse statistique montre que les couches paramétriques, par ordre d'importance, sont les suivantes :

1. Les roches métamorphiques du milieu de la sous-série inférieure Suhopitsky MPsh2-3 ;
2. Les bordures des blocs cartographiés définies par les champs potentiels ;
3. Sources d'Euler calculées pour les anomalies du champ de gravité Ag ;
4. Les granites Tatar-Ayakhta granites γNP1ta ;
5. Les roches métamorphiques de la série PP3ts Teya.

Pour l'objectif de prospection d'or dans la région de l'Yenissei Ridge, l'analyse des modèles algébriques a permis d'identifier deux groupes de gisements d'or. Le premier groupe, constitué de 13 gisements d'or, correspondant aux zones tampons (zones de valeurs identiques de

la probabilité de trouver des dépôts) et occupant 76% de la zone d'étude. Le deuxième groupe est constitué de 34 gisements d'or, prenant 14% de la zone tampon. D'ailleurs, la surface de toutes les zones potentielles identifiés occupe plus de 10 000 km^2, ce qui représente encore un très vaste domaine. Afin de réduire la superficie des zones potentielles, , des modèles mathématiques de la logique floue et de fonctions de pondération ont été utilisés. La superficie des zones tampon, ~~en~~ prometteuse quant'à la recherche de gisements d'or, calculée sur la base des fonctions de pondération des modèles mathématiques, a été réduite à 6% ou 4500 km^2. Simultanément, une zone tampon des données a été limitée à 72% des gisements d'or. Pour les cartes de prévision basée sur un modèle mathématique « logique floue », les zones tampons sont marquées par les valeurs de la « probabilité » score supérieure à 0,06, la superficie totale de 4% représente 72% des gisements.

Pour obtenir les résultats les plus fiables pour la prospection de gisements d'or, le dernier modèle a été construit en traversant les blocs résultant des différentes constructions prédictives (c'est-à-dire, les méthodes: de transformation de la somme algébrique, de la logique floue et des fonctions de pondération). Les cartes de prévisions sont construites à partir des analyses statistiques des données géologiques et géophysiques de l'Yenissei Ridge. Selon ces données, le ballayage de la zone, pour assurer la prospection des grands gisements d'or, concernait 2% de la superficie de l'Yenissei Ridge (Sterligov et al., 2009). Il est important de noter que ces zones identifiées concernent environ 70% des gisements connus dans la région et plus de 90% des grands et supergrands gisements de la région (y compris les gisements Olimpiadskoe, Soviétique, etc.). Ce résultat démontre le haut degré de fiabilité des méthodes développées au cours de cette étude de l'analyse stochastique des données géophysiques et géologiques pour résoudre des problèmes de la prévision d'or.

1. Différentes méthodes probabilistes

Cette étude a fait l'objet d'article publié à Russian Geophysics (*en russe*).

STATISTICAL ANALYSIS OF GEOLOGICAL AND GEOPHYSICAL DATA FOR THE PREDICTIVITY MAPPING OF GOLD ZONES OF THE YENISEI RIDGE (*en russe*).

B.V. Sterligov[1, 2, 3], C. Gumiaux[1], L. Barbanson[1], Y. Chen[1], D. Cassard[4], S.V. Cherkasov[3], L.A. Zolotaya[2]

1. *Université d'Orléans, Université François Rabelais – Tours, CNRS/INSU, Institut des Sciences de la Terre d'Orléans - UMR6113, Campus Géosciences, 1A rue de la Férollerie, 45071 Orléans cedex2, France*

2. *Lomonosov Moscow State University, Faculty of Geology, 119991, GSP-1, Leninskie Gory, Moscow, Russian Federation*

3. *Russian-French Metallogenic Laboratory, 125009, Mohovaya, 11, building 2, Moscow, Russian Federation*

4. *BRGM – Centre scientifique et technique, 3 avenue Claude Guillemin, BP 36009, 45060 Orléans cedex 2, France*

Corresponding author: B.V. Sterligov; *e-mail address*: bsterligov@gmail.com

Abstract

Paper covers the questions of modern approaches of statistic analysis of geological and geophysical data for the purposes of predictivity new gold zones in the area of the Yenissei Ridge. The work is based on geological maps of different scales, magnetic anomaly maps and Bouguer anomaly maps with excess-mass adjustment with density 2.67 g/sm^3§ other regional geophysical data and result geochemical investigations. Genetic relations between the gold ore field of the Yenissei Ridge and spatial position of metamorphic Sukhopitska series, Tatarsky-Ayhta granitoids massifs and fault zones are confirmed by statistical estimations. Statistical analysis resulted in delineation of the area prospective for large gold ore fields prospecting.

Key words: *statistic analysis, geophysical data, gold ore zones, Yenissei Ridge*

Введение

В настоящее время, благодаря накопленным цифровым геолого-геофизическим данным для различных регионов Земли, всё чаще используют методы математической статистики для прогноза и поисков месторождений золота различных типов (Adams S., 1985; Billa и др., 2004; Cassard D и др., 2003; Feltrin L., 2008; Roy R и др., 2006; Vaillant M и др., 1995). Для этих целей создано множество различных математических аппаратов для расчета «прогнозных» карт. Под прогнозными картами, как было сказано выше, в данном случае понимается выделение областей, в пределах изучаемой территории, перспективных на поиски рудных месторождений, а также классификация этих зон по надежности выявления. Как правило площадь выделенных зон существенно меньше общей области исследования (менее 10% от общей площади), что позволяет

существенно снизить затраты на этапе поисково-разведочных работ. В разделах 1 и 2 описаны подходы к построению прогнозных карт: эмпирический и концептуальный (Knox-Robinson C.M и Groves D.I., 1997)

Напомним, что эмпирический подход формализованный и описанный М. Берманом (1977) основывается на анализе пространственного распределения известных золоторудных объектов вокруг различных геологических объектов. Согласно этому подходу определяется, существует или нет статистически значимая связь между положением золоторудных объектов и определенными геологическими структурами. Дальнейший расчет степени значимости выявленных статистических связей, позволяет определить степень влияния каждой геологической структуры на золоторудную минерализацию и учитывать её при построении прогнозных карт. Фактически, на основании этих функциональных зависимостей находятся области (зоны) со сходными геологическими условиями, перспективные на поиски новых золоторудных объектов. Для данного способа существует множество ограничений. С одной стороны для уверенного выявления статистических связей, минимальное количество месторождений должно быть не менее 42, что было показано автором в разделе 2.3.2 на примере искусственных моделей. С другой стороны, выявленные статистические связи между пространственным положением месторождений золота по отношению к геологическим объектам не гарантируют, что они являются прямым следствием природных процессов, от которых зависит образование данных золоторудных объектов. Но ясно, что выявленные функциональные зависимости на локальной площади исследования в условиях достаточности и кондиционности геолого-геофизических данных могут быть экстраполированы на другие области со схожими геологическими условиями, но меньшим количеством данных.

Как было сказано выше, концептуальный подход основывается на интеграции генетической модели происхождения золоторудных месторождений к априорным геолого-геофизическим данным. На основании типа изучаемых месторождений, выбираются геологические структуры, которые могут быть напрямую, либо косвенно связаны с зонами золоторудной минерализации. Данный подход применяется в областях с малым количеством известных месторождений (меньше 28, см. раздел 2.3.2), когда нельзя использовать методику эмпирического анализа данных.

2 Статистический анализ геолого-геофизических данных Енисейского кряжа.

Золоторудные формации Енисейского кряжа представлены тремя типами: золотокварцевой, золотосульфидной и формацией золотоносных кор выветривания.

Типичным представителем золотосульфидной формации является Олимпиадинское комплексное сурьмяно-золоторудное месторождение. Региональные особенности локализации этой формации определяются полями пространственного сопряжения экзоконтактовых зон гранитоидных интрузий (татарско-аяхтинский комплекс γNP_1ta), высокотемпературными зонами регионального метаморфизма и связанными с ними гидротермально-метасоматическими образованиями, локализованными преимущественно в карбонатно-терригенных и терригенных формациях сухопитской серии R_{1-2}. Располагаются золоторудные месторождения на значительном удалении от гранитоидных массивов (более 5 км) и лишь единичные – в их близи (Аяхтинское, Кварцевая Гора). Месторождения локализуются, как правило, в сравнительно слабометаморфизованных (зеленосланцевая фация) терригенных отложениях сухопитской серии R_{1-2} (кординская, горбилокская, удерейская свиты). Всего в пределах изучаемой области выделено 47 золоторудных месторождений различных типов.

Рассмотрим на примере Енисейского кряжа методику статистического анализа геолого-геофизических данных для решения прогнозных задач на золото, описанную в разделе 2. Исходя из геологического строения региона, общая площадь исследования была ограничена тремя террейнами Исаковским, Центрально- и Восточно-Ангарскими (Верниковский В.А и др., 2006) в пределах которых находится большинство известных золоторудные месторождения региона (рис. 4.1). На первом этапе геологические данные были разделены на 4 базовые группы, состоящих из параметрических слоев: осадочных пород, метаморфических пород, магматических пород и различных тектонических элементов (рис. 4.2).

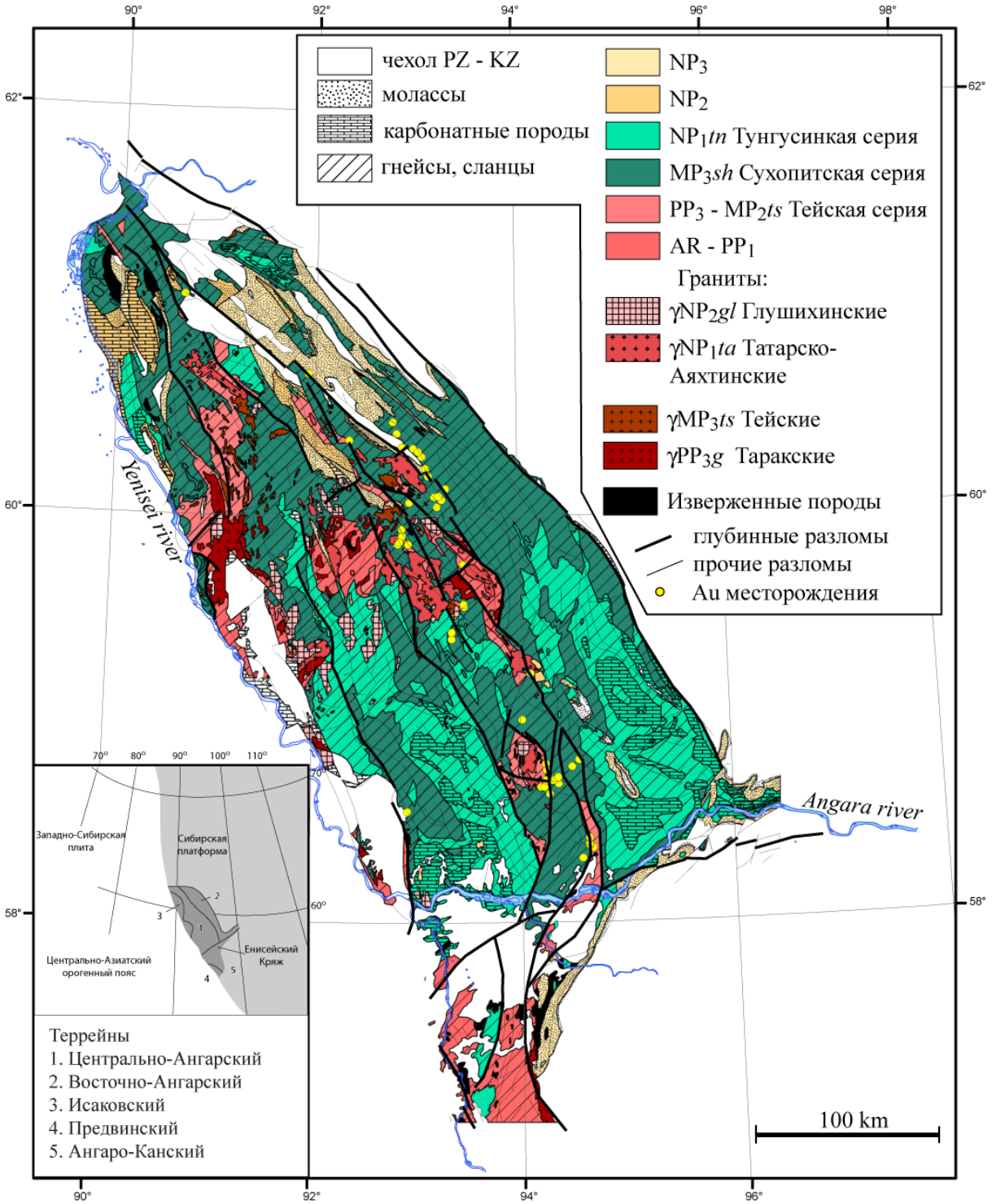


Рис. 4.1 *Схематическое геологическое строение Енисейского кряжа.(Составлено по: ...)*

По результатам предыдущих исследований (Константинов М.М и др., 1999, Черкасов С.В. и др., 1999) было известно, что золоторудная минерализация приурочена к татарско-аяхтинским гранитным массивам, а также ассоциирована с метаморфическими породами сухопитской серии. Таким образом, были созданы отдельно параметрические слои, содержащие проекции данных геологических образований и карты расстояний до них. Одновременно с этим было произведено более детальное разбиение параметрических

слоев по возрасту пород, а для тектонических элементов разделение на два параметрических слоя, содержащих проекции зон разрывных нарушений преимущественно северо-западного и северо-восточного простирания. Всего было создано 16 параметрических слоев, содержащих проекции различных геологических объектов (табл. 4.1). Дополнительно, основываясь на результатах обработки и интерпретации геофизических данных, описанных в разделе 3, были созданы 2 параметрических слоя. Первый, содержит результаты тектонического районирования территории Енисейского кряжа, полученные по результатам анализа карт различных трансформант аномального магнитного ΔT и гравитационного полей Δg, а также результатов районирования полей по методу классификаций динамических сгущений (рис. 3.10). Второй параметрический слой содержит результаты выделения зон пониженной плотности, полученных с помощью применения метода, основанного на деконволюции Эйлера.

На следующем этапе, согласно использованной методике, определялись статистические характеристики «ожидаемых распределений» для отобранных 18 параметрических слоев – значение энтропии $H[F_X]$ и математического ожидания $M[F_X]$ (рис. 4.3). На построенном графике зависимостей значений математических ожиданий от энтропии каждого из параметрических слоев можно четко выделить 4 группы: «плохих» – неприменимых для статистического анализа, «средних», «хороших» и отличных параметрических слоев (рис. 4.3, табл. 4.1). Изначально параметрический слой, содержащий проекции всех метаморфических пород, был интерпретирован как «плохой», т.е. неприменим для статистического анализа. Объясняется это высокой плотностью метаморфических пород на единицу площади, так они занимают более 60% от всей области исследования. Было необходимо провести разбиение данного параметрического слоя по вторичному признаку, в данном случае по возрасту пород. В связи с этим из одного было создано два параметрических слоя, содержащих информацию о породах тейской и сухопитской серий (рис. 3.2, табл. 4.1)

Параметрический слой, содержащий на поверхности слоя проекции пород сухопитской серии, был интерпретирован как «средний», поэтому он, в свою очередь, был также разбит на два подслоя: верхней подсерии и средней-нижней подсерии сухопитской серии, которые уже были интерпретированы как «хорошие» или «отличные» (рис.3.2, табл.4.1). Аналогичные операции были произведены для остальных 4 базовых параметрических слоев.

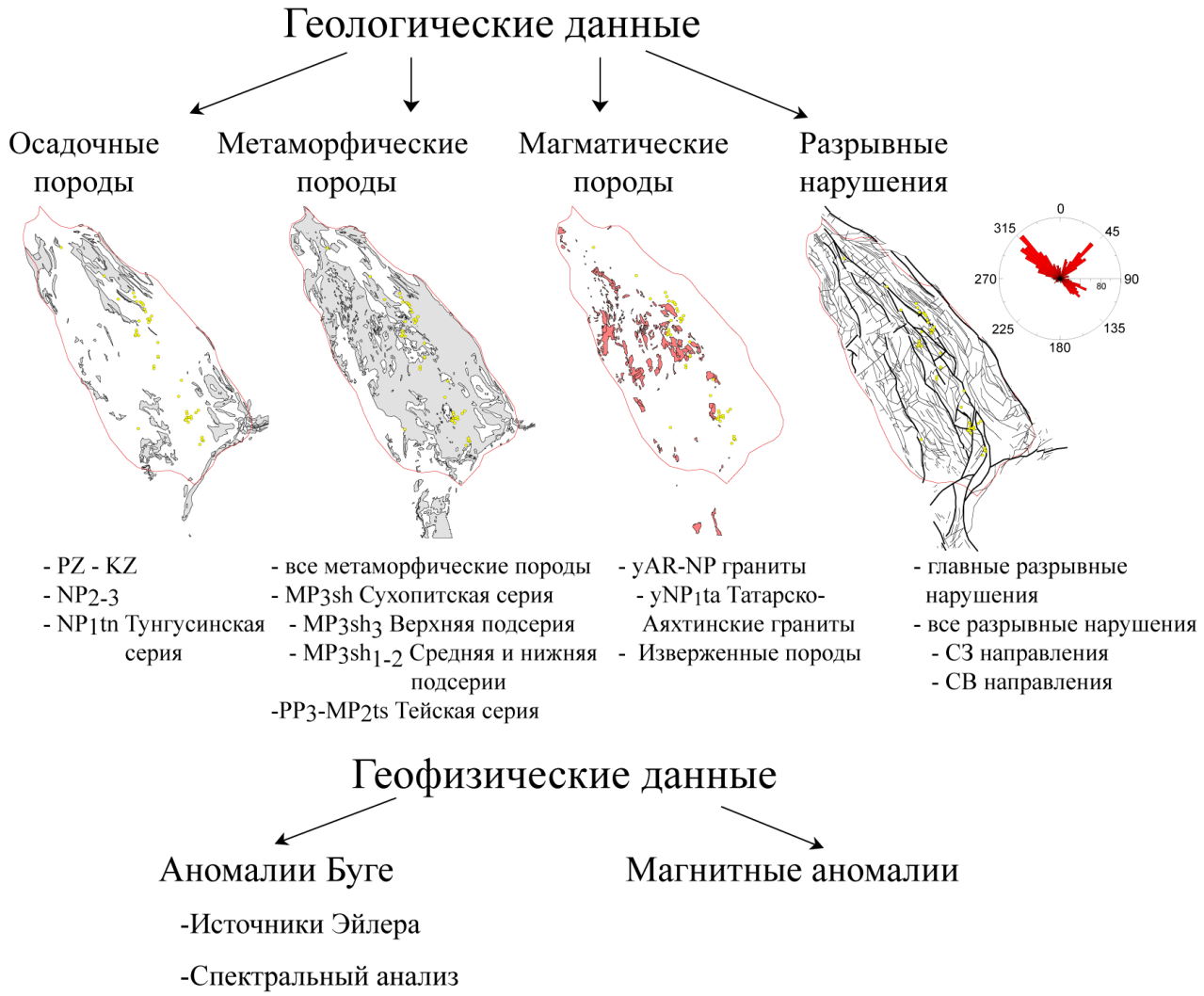


Рис. 4.2 *Выделение слоев, содержащих «однотипные» геолого-геофизические объекты.*

	Тип	Возраст	Классификация используя энтропию (рис. 5)	Результат теста Колмогорова-Смирнова (рис. 7)	Уровень значимости (рис. 8)	Результат
Полигональные объекты	Осадочные породы	PZ-MZ	хороший	нет	4	не используется
		NP_{2-3}	отличный	нет	4	не используется
		NP_1tn	средний	нет	3	не используется
	Метаморфические породы		плохой	нет	1	не используется
		MP_3sh	средний	риск	1	не используется
		MP_3sh_3	хороший	нет	4	не используется
		MP_3sh_{1-2}	средний	да	1	Класс 1
		PP_3-MP_2ts	отличный	да	3	Класс 3
		AR-PP_2	отличный	нет	4	не используется
	Магматические породы	Интрузивные, γAP-NP_2	хороший	риск	3	не используется
		Интрузивные, γNP_1ta	отличный	да	3	Класс 3
		Интрузивные, прочее, AR-NP_2	хороший	нет	4	не используется
		Эффузивные	хороший	нет	3	не используется
	Источники Эйлера, рассчитанные для аномального гравитационного поля Δg		отличный	да	3	Класс 3
Линейные объекты	Разрывные нарушения		плохой	нет	1	не используется
		СЗ направления	плохой	нет	1	не используется
		СВ направления	средний	нет	2	не используется
	Разрывные нарушения, выделенные в потенциальных полях		средний	риск	2	Класс 2

Табл. 4.1 *Итоговая таблица результатов статистического анализа геолого-геофизических данных Енисейского кряжа.*

Неоднократно автор подчеркивал, что при расчете прогнозных карт существует два подхода: эмпирический и концептуальный. В виду представительной выборки месторождений (47 золоторудных месторождений) построение прогнозных карт полностью основывалось на эмпирической методике. Для каждого параметрического слоя было рассчитано «наблюденное распределение», которое описывается функцией *Fx* пространственной связи золоторудных месторождений и объектов соответствующего параметрического слоя. Способ нахождения данной функции, как эмпирический, так и теоретический, описан в разделе 2, для различных видов объектов параметрического слоя.

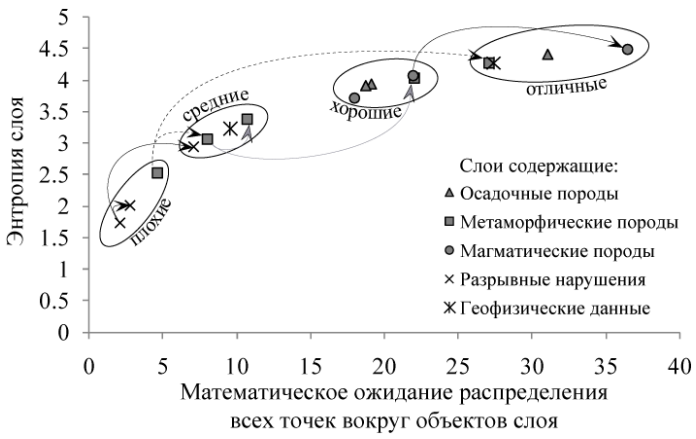


Рис. 4.3 *Классификация слоев, содержащих геолого-геофизические объекты, на основе энтропии и математического ожидания ожидаемого распределения (для всех точек области)*

По характеру отношения функций *ожидаемого Fx* и *наблюденного Fz* распределений было выделено три типа закономерностей, описанных в разделе 2.2.2 и на рис.2.8: отсутствие аномалии (рис 4.4а), сильное статистическое различие (рис. 4.4б) и слабое статистическое различие (рис. 4.4в). Таким образом, проведенные расчеты показали, что хорошо прослеживается логика классификации параметрических слоев по их энтропии. *Наблюденное* распределение *Fz* параметрического слоя, содержащего проекции разновозрастных магматических образований (был интерпретирован по значению энтропии как «хороший») имеет слабое статистическое отличие от *ожидаемого* распределения (рис 4.4в). При выделении из него параметрического слоя содержащего проекции татарско-аяхтинских гранитов (был интерпретирован по значению энтропии как «отличный») было выявлено уже значительное статистическое различие между *наблюденным* и *ожидаемым* распределением (рис. 4.4г**).** Тем самым можно утверждать, что золоторудная минерализация имеет пространственно-корреляционную связь только с гранитами татарско-аяхтинского возраста. Это важный результат применения методики статистического анализа реальных геолого-геофизических данных территории Енисейского кряжа, и он будет учтен на результате построения прогнозных карт участков перспективных на поиски золота, для региона исследований.

Для ответа на вопрос о наличии статистически значимого отличия между *наблюденным* Fz и *ожидаемым* Fx распределениями использовался непараметрический тест Колмогорова-Смирнова (Гмурман В.Е., 2003), поскольку для реальных данных нельзя заведомо утверждать, что искомые распределения имеют вид нормального закона распределения. Используя статистику Колмогорова, на уровне значимости $\alpha = 0.1$ и 0.05 были отобраны слои, для которых отличие *наблюденного* Fz от *ожидаемого* Fx

распределения расстояний, между золоторудными месторождениями и объектами слоев, статистически значимо (рис.4.5). В результате анализа было установлено 7 параметрических слоев, объекты которых, на данном этапе, потенциально можно отнести к рудоконтролирующим структурам, которые подробно описаны в табл.4.1.

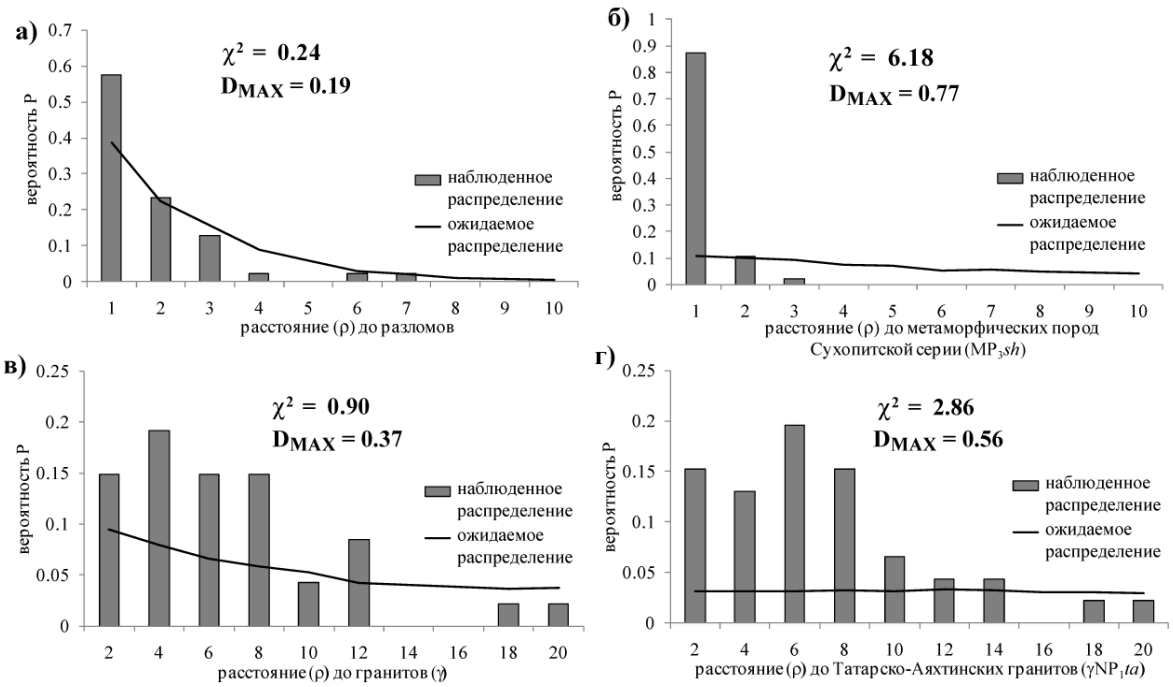


Рис. 4.4 Различные виды наблюденного распределения (для месторождений), оценка статистического различия от ожидаемого распределения (для всех точек области):
а) отсутствие статистически значимого различия между распределениями, б) - в) различные виды статистически значимого различия между распределениями.

Рис. 4.5 *Определение статистически значимого отличия наблюденного от ожидаемого распределений на основе теста Колмогорова-Смирнова (непараметрический тест) для различных слоев геолого-геофизических объектов.*

Следующий важный этап – определение вклада каждого из семи параметрических слоев в итоговую прогнозную карту. Для этого было необходимо определить «степень» связи местоположения объектов каждого параметрического слоя и золоторудных

месторождений. Было установлено, что чем больше статистически значимо отличие функций *ожидаемого Fx* распределения от *наблюденного Fz*, тем уверенней можно утверждать, что объекты данного слоя являются рудоконтролирующими (Carranza E.J.M., 2009). Однако наряду с этим, необходимо учитывать, что при различной энтропии слоев, но одинаковой степенью влияния объектов данных слоев на минерализацию золота, «степень» статистической связи будет принята как менее выраженная для слоя с меньшей энтропией. Для учета данного эффекта был построен график зависимости энтропии параметрического слоя от значения статистики критерия χ^2 Пирсона (рис. 4.6). По результатам анализа полученного графика было выделено 4 класса слоев, по степени их значимости при построении прогнозной карты (рис. 4.6, табл. 4.1). При этом параметрические слои 4-ого класса не участвовали при построении прогнозных карт, так как не существует статистически значимой пространственной связи золоторудных месторождений и объектов данных слоев.

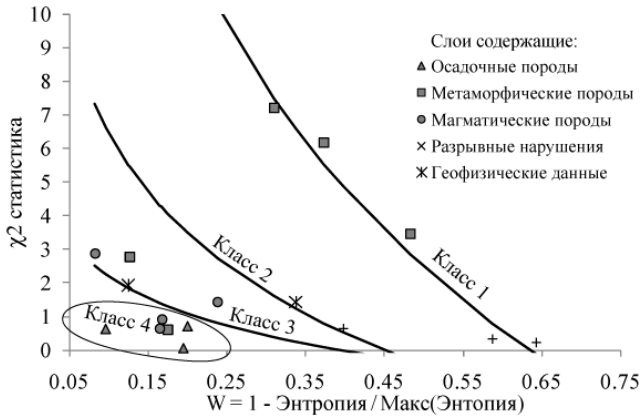


Рис. 4.6 *Классификация слоев по их влиянию на положение рудных объектов, и определение весовых функций каждого слоя для расчета итоговых «прогнозных» карт.*

В результате комплексного статистического анализа геолого-геофизических данных покрывающих территорию Енисейского кряжа было отобрано 5 параметрических слоев, которые, в свою очередь, разделены на 3 класса по степени влияния объектов параметрических слоев на положения золоторудных объектов. Выбранные параметрические слои в порядке их значимости (табл.4.1).:

- метаморфические породы нижней-средней подсерий сухопитской серии;
- разрывные нарушения, выделенные в потенциальных полях;
- источники Эйлера, рассчитанные для аномального гравитационного поля Δg;
- татарско-аяхтинские граниты;
- метаморфические породы тейской серии.

3 Математические модели построения прогнозных карт

Заключительным этапом исследования является построение прогнозных карт, опираясь на выявленные пространственно-статистические связи с объектами параметрических слоев, отобранных в процессе статистического анализа данных, и относящихся к 1-3 классам (табл.4.1). Существует множество математических моделей расчета прогнозных карт, однако все они включают две последовательные операции. Первая заключается в преобразовании карт расстояний от объектов каждого параметрического слоя в карты «вероятностных очков» наличия искомых золоторудных месторождений (полученных путем анализа *наблюденных* Fz распределений). Вторая операция заключается собственно в калькуляции прогнозных карт путем комбинирования карт «вероятностных очков», используя различные математические методы. По способу расчета карт «вероятностных очков» и их дальнейшего комбинирования можно выделить два класса математических методов: первый основывается на аппроксимации наблюденного распределения некоторой дискретной функцией (булевская логика, пересечение индексов и др.), второй с аппроксимацией непрерывной функцией (нечеткая логика и др.) (рис. 4.7). Данные математические модели преобразований подробно описаны в литературе, поэтому остановимся лишь на принципиальных отличиях между ними (Bonham-Carte G.. F., 2009; Carranza E.J.M., 2009; Vaillant M и др., 1995).

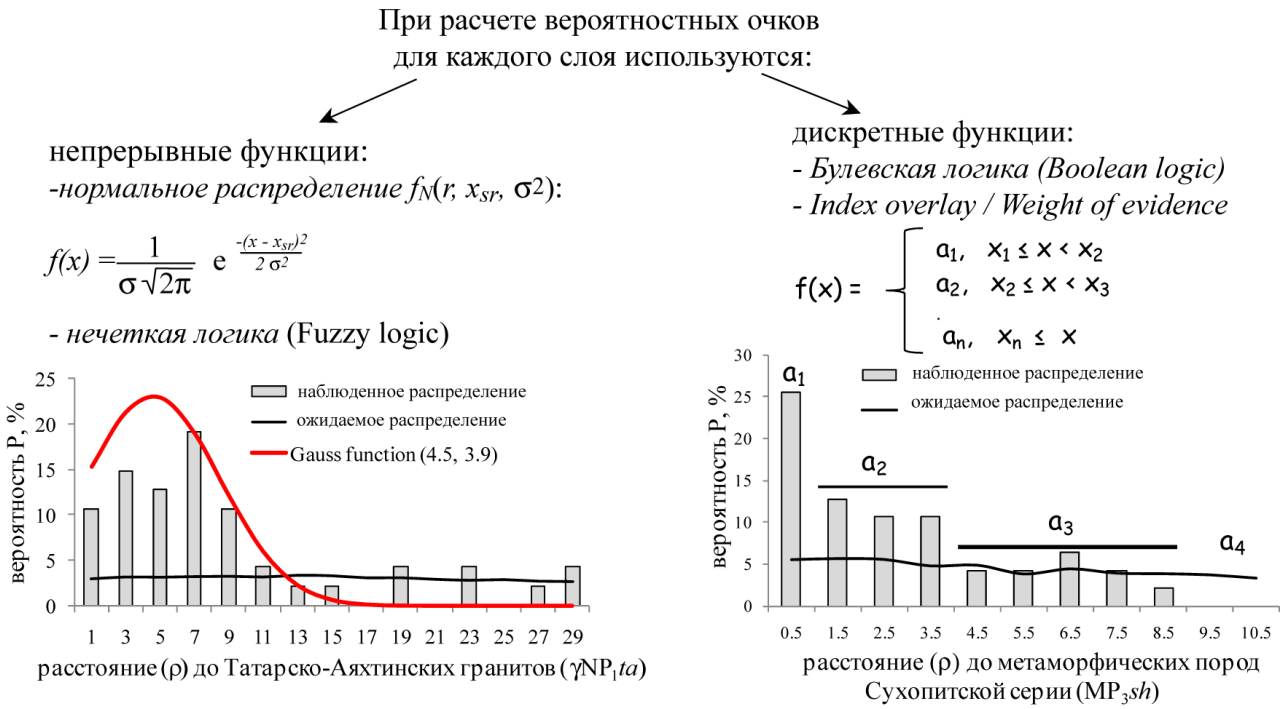


Рис. 4.7 *Различные математические функции, используемые при расчете «прогнозных» карт на золото.*

4.3.1 Группа «дискретных» методов.

Булевская логика (Boolean logic). Функция, используемая для построения карт «вероятностных очков», принимает только 2 значения «0» и «1». Буферным зонам, в которые попадает хотя бы одно месторождение, присваивается значение «1», всем остальным «0»,. Подобным образом переклассиифицируются карты расстояний для всех параметрических слоев. При расчете итоговой карты результаты переклассификаций каждого параметрического слоя суммируются, используя бинарные операторы «И», «ИЛИ». Недостаток метода заключается в высокой чувствительности к точности определения положения месторождений. Одновременно с этим, для точного прогноза необходимо большее количество используемых месторождений.

Весовые функции (Weight of evidence). Методика весовых функций была разработана геологической службой Канады (Bonham-Carter G., 2002). Для каждого слоя рассчитываются буферные зоны высокой и низкой вероятности $W(R)^+$ и $W(R)^-$. Методика основывается на использовании фактора Байеса (Gelman. A., 1995). Итоговая карта «вероятностных очков» получается суммированием карт полученных для каждого параметрического слоя. Прогнозные карты рассчитывались в ArcGis с помощью модуля Arc-SDM (Spatial Data Modeller). Преимуществом метода является использование весовых функций для каждого типа объектов при расчете прогнозной карты на поиски рудного золота.

Алгебраический метод. Основывается на аппроксимации *наблюденного* распределения *Fz* дискретной функцией *f*, принимающей следующие значения: a_1, a_2, a_3 ... a_n вероятностных очков, для соответствующих буферных зон, заданных интервалами: $[\rho_1; \rho_2)$, $[\rho_2; \rho_3)$, $[\rho_3; \rho_4)$… $[\rho_n; +\infty)$. Размеры интервалов выбираются исходя из характера изменения *наблюденного* распределения *Fx* (рис 4.8ав). Подобные карты «вероятностных очков» рассчитываются для каждого параметрического слоя, и суммируются для получения итоговой прогнозной карты. Буферные зоны с максимальными значениями вероятностных очков $N*a_{max}$, где N – число слоев, a_{max} – максимальное значение вероятностных очков для каждого параметрического слоя, будут наиболее перспективными на поиски месторождений золота. Все параметрические слои имеют одинаковый вклад при расчете прогнозной карты, что является существенным недостатком метода. Существует возможность частично компенсировать этот недостаток, используя веса w_1, w_2, ... w_N для каждого N_i параметрического слоя. Однако остается нерешенной проблема определения значения весовых коэффициентов w. С другой стороны, использование «ложных» параметрических слоев, объекты которых были ошибочно приняты как рудоконтролирующие, не приведет к неверному

результату, при большом количестве слоев (больше 10). Метод отличается простотой математических операций, устойчивостью полученных результатов, однако выделенные зоны занимают наибольшую площадь от области исследования и часто используется как экспресс-метод.

4.3.2 Группа «непрерывных» методов.

Нечеткая логика (Fuzzy logic). В отличие от булевской логики, функция может принимать любые значения в интервале [0...1]. Для каждого параметрического слоя подбирается уникальная функция, на основе характера наблюденного распределения (рис. 4.8аб). Полученные карты суммируются, при помощи комбинаторных операторов нечеткой логики (табл. 4.2). Для данного метода необходимо использовать только параметрические слои с высокой степенью надежности выявленных пространственных связей с золоторудными месторождениями. Использование параметрических слоев, содержащих объекты слабо влияющих на минерализацию, ведет к неверному результату.

Оператор «AND »	$\mu_c = MIN(\mu_a + \mu_b + \dots)$
Оператор «OR »	$\mu_c = MAX(\mu_a + \mu_b + \dots)$
Алгебраическое произведение	$\mu_c = \prod_{i=1}^{n} \mu_i, i = 1 \dots n$
Алгебраическая сумма	$\mu_c = 1 - \prod_{i=1}^{n} (1 - \mu_i), i = 1 \dots n$

Табл. 4.2 *Комбинаторные операторы нечеткой логики (Fuzzy logic) (Knokx-Robinson)*

Использование непрерывных функций. При использовании данной методики, наблюденное распределение для каждого параметрического слоя аппроксимируется некоторой непрерывной функцией, чаще нормальным законом распределения f_N (рис. 4.7). Для каждого параметрического слоя рассчитываются функции плотности вероятности F_Y. Итоговая карта является результатом произведения полученных функций для каждого из параметрических слоев. Для данной методики существует возможность учитывать корреляционные зависимости между положением объектов различных параметрических слоев и рудными месторождениями.

Используя описанные математические модели («алгебраический метод» «весовые функции», «нечеткая логика») были построены три прогнозные карты для территории Енисейского кряжа (рис. 4.9абв). При расчетах каждым из представленных методов

использовался одинаковый набор данных из четырех параметрических слоев (табл. 4.1). Параметрический слой, содержащий метаморфические породы тейской серии был исключен. Использование этого параметрического слоя негативно влиял на результат расчета прогнозной карты методом нечеткой логики, что свидетельствует о вероятном отсутствии генетической связи минерализации с объектами параметрического слоя.

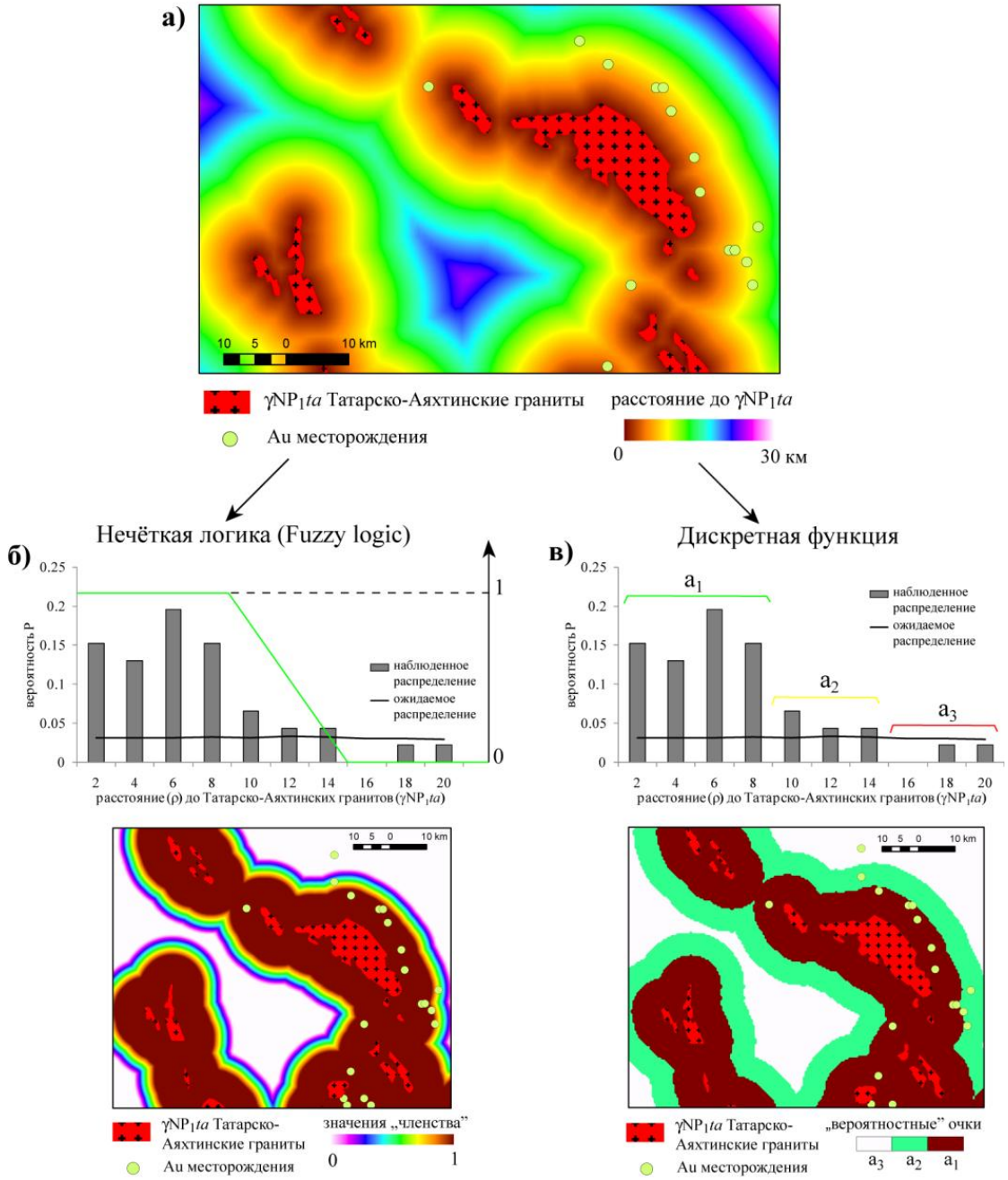


Рис. 4.8 *Подготовка данных для расчета «прогнозных карт»: а) карта расстояний вокруг объектов; б) переклассификация, основанная на использовании непрерывных функций (Нечеткая логика); переклассификация, основанная на использовании дискретных функций;*

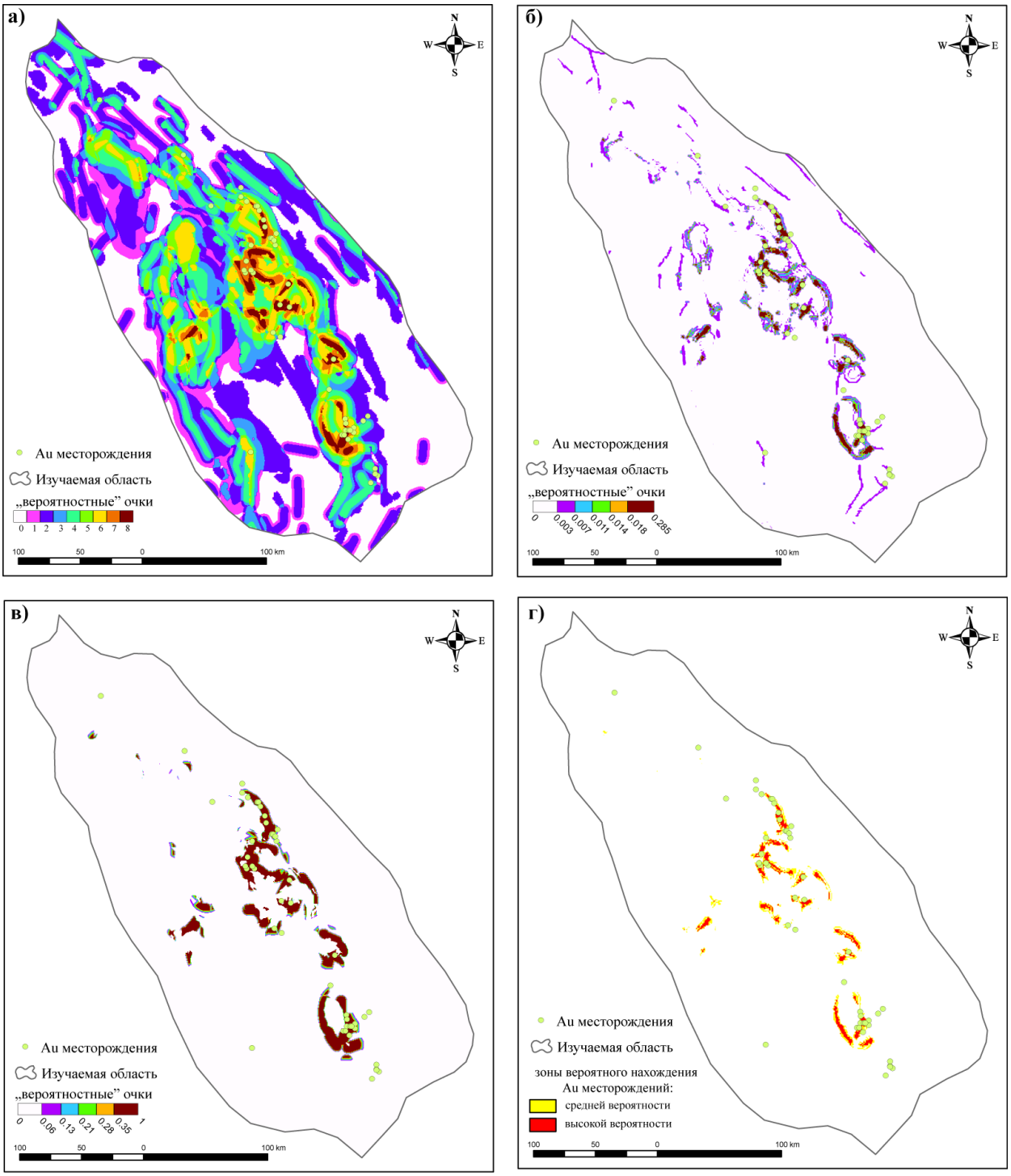


Рис. 4.9 *Итоговые прогнозные карты золоторудных зон Енисейского кряжа, рассчитаны используя: а) дискретные функции для каждого слоя, все слои эквивалентны,* $a_1 = 2$, $a_2 = 1$, $a_3 = 0$; *б) весовые функции для каждого слоя (в зависимости от класса слоя); в)по методу «нечеткой логики» (Fuzzy logic); г)результат пересечения «прогнозных карт», полученных при помощи различных математических моделях.*

4 Прогноз золоторудных зон Енисейского кряжа.

Рассмотрим первую прогнозную карту золоторудных зон Енисейского Кряжа, построенную с использованием алгебраической модели. Анализ данной карты позволил выделить две выборки золоторудных месторождений (рис. 4.9а, рис 4.10).

Обозначенные выборки четко выделяются на построенной гистограмме зависимости площади различных буферных зон (соответствующих уникальному значению вероятностных очков) от процента приходящихся на них золоторудных месторождений (рис. 4.10). В первую группу входит 13 золоторудных месторождений, площадь соответствующих буферных зон составляет 76% от области исследования. По анализу гистограммы можно заключить, что данная выборка не связана пространственно с объектами параметрических слоев, отобранных для статистического анализа. Вторая выборка состоит из 34 месторождений, площадь соответствующих буферных зон составляет 14%. Однако, с другой стороны, площадь данных буферных зон составляет более 10000 км^2, что по-прежнему составляет достаточно обширную территорию.

С целью уменьшения площади прогнозных зон, перспективных на поиски рудных месторождений использовались математические модели нечеткой логики и весовых функций, на основе которых были построены две прогнозные карты на поиски рудного золота. На одной из карт, площадь буферных зон перспективных на поиски золоторудных месторождений, рассчитанных на основе математической модели «весовых функций», составила 6% или 4500 км^2, что соответствует значениям «вероятностных» очков более 0.003 (рис. 4.9.б). Одновременно к данным буферным зонам приурочено 72% золоторудных месторождений. На другой прогнозной карты, основанной на математической модели «нечеткой логики», выделены буферные зоны со значениями «вероятностных» очков выше 0.06, общей площадью 4%, на которые также приходится 72% месторождений (рис. 4.9в).

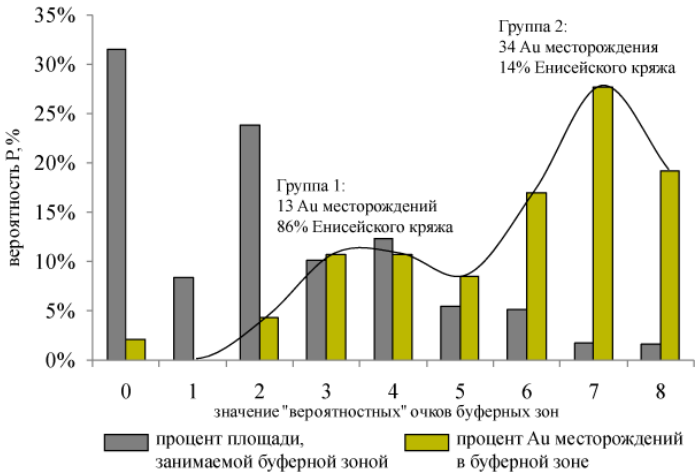


Рис. 4.10 *Выделение двух групп золоторудных месторождений Енисейского кряжа по результатам расчета прогнозной карты алгебраическим методом.*

Для получения наиболее достоверного результата итоговая прогнозная карта на поиски золоторудных месторождений в пределах Енисейского кряжа была построена путем пересечения выделенных буферных зон, выделенных на трех построенных прогнозных картах (рис 4.9д). В результате проведенных авторов расчетов итоговая

площадь выделенных перспективных золоторудных зон (буферные зоны с максимальной вероятностью высокой минерализации) составила 2% от области исследования, что составляет 1811 км^2 (рис 4.9д).

4.5 Краткие выводы.

С использование разработанной автором, методики статистического анализа геолого-геофизических данных, подтверждено наличие пространственно-корреляционной связи между золоторудными месторождениями Енисейского кряжа и местоположением не только объектов параметрических слоев, состоящих из пород сухопитской серии, татарско-аяхтинских гранитоидных массивов, но и зон разрывных нарушений.

Основным результатом статистического анализа геолого-геофизических данных Енисейского кряжа стало оконтуривание площади, перспективной на поиски крупных золоторудных месторождений, которая составила 2% от площади Енисейского кряжа (рис. 4.9д). Отметим, что в пределах выделенных зон располагаются более 70% известных месторождений региона, и более 90% крупных и сверхкрупных золоторудных месторождений (в том числе Олимпиадинского, Советского и большинства крупных золоторудных месторождений Северо-Енисейского рудного района).

Однако, анализируя прогнозные карты, рассчитанные разными математическими методами, было установлено, что либо выделяются различные буферные зоны, перспективные на поиски золоторудных месторождений, либо они имеют различную конфигурацию (рис. 4.9абв).

Литература

Волобуев М.И, 1993. Рифейский офиолитовый комплекс Енисейского кряжа, Геотектоника №6, с. 82-87.

Верниковская А. Е., Верниковский В.А., Сальникова Е.Б., Даценко В.М., Котов А.Б., Ковач В.П. , 2005. Неопротерозойское анорогенное магматическое событие на Енисейском кряже: новые геохимические и изотопно-геохронологические данные, Доклады Академии наук, т. 403, № 5, с.656-660.

Верниковская А.Е., Верниковский В.А., Сальникова Е.Б., Котов А.Б., Ковач В.П., Травин А.В., Вингейт М.Т.Д., 2007. Лейкократный магматизм А–типа в эволюции континентальной коры западного обрамления сибирского кратона, Геология и геофизика, №1, т. 48, с. 5-21.

Верниковский В.А., Верниковская А.Е., 2006.Тектоника и эволюция гранитоидного магматизма Енисейского кряжа, Геология и геофизика, № 1, т. 47, с. 35-52

Гмурман В.Е., 2003. Теория вероятностей и математическая статистика, "Высшая школа", Москва, 479р.

Константинов М.М., Данковцев Р.Ф., Симкин Г.С., Черкасов С.В., 1999. Глубинное строение и закономерности размещения месторождений Северо-Енисейского золоторудного района, Геология рудных месторождений, т. 41, № 5, с. 425-436.

Постельников Е.С., 1980. Геосинклинальное развитие Енисейского кряжа в позднем докембрии. М. Наука, 70с.

Тюрин Ю.Н., Макаров А.А., 1997. Статистический анализ данных на компьютере, Ярославль, 528с.

Херсакова Т.Н., 1999. Новые данные о строении Енисейского кряжа, Геотектоника, № 1, с. 15-27.

Шеннон К.Е., 1963. Работы по теории информации и кибернетике, Иностранная литература, Москва, 827с.

Adams S., 1985. Using geological information to develop exploration strategies for epithermal deposits. Reviews in Economic Geology, vol. 2, 273 – 298.

Berman, M., 1977. Distance distributions associated with Poisson processes of geometric figures. Journal of Applied Probability 14, 195–199.

Berman, M., 1986. Testing for spatial association between a point processes and another stochastic process. Applied Statistics 35, 54–62.

Billa M., Cassard D., Lips A.L.W., Bouchot V., Tourlière B., Stein G., Guillou-Frottier L., 2004. Predicting gold-rich epithermal and porphyry systems in the central Andes with a continental-scale metallogenic GIS, Ore Geology Reviews 25, pp. 39– 67.

Blakly R.J., 1996. Potential theory in gravity & magnetic applications, Cambridge University Press, New York, 177p.

Bonham-Carter Graeme F., 2002. Geographic information systems for geoscientists: modeling with GIS, PERGAMON, 398p.

Carranza Emmanuel John. M., 2009. Geochemical anomaly and mineral prospectively mapping in GIS, Elsevier, Amsterdam, 368p.

Carranza Emmanuel John. M., 2009. Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features, Ore Geology Reviews 35, pp. 383-400.

Cassard D., Billa M., Lambert A., Picot J.-C., Husson Y., Lasserre J.-L., Delor C., 2008. Gold predictivity mapping in French Guiana using an expert-guided data-driven approach based on a regional-scale GIS, Ore Geology Reviews 34, pp. 471–500.

Chernoff H., Lehmann E.L., 1954. The use of maximum likelihood estimates in $\chi 2$ tests for goodness-of-fit, The Annals of Mathematical Statistics 25, pp. 579–586.

Clark P.J., Evans F.C., 1954. Distance to nearest neighbor as a measure of spatial relationships in populations, Ecology, Vol. 35, No. 4, pp. 445-453.

Cramer H., 1946. Mathematical methods of statistics, Uppsala, Sweden, 628p.

Gelman, A., Carlin, J.,Stern, H. and Rubin, D., 1995. Bayesian Data Analysis. Chapman and Hall/CRC.

Feltrin L., 2008. Predictive modeling of prospectively for Pb–Zn deposits in the Lawn Hill Region, Queensland, Australia, Ore Geology Reviews 34, pp. 399–427.

Kendall M., Stuart A., 1960. The advanced theory of statistics. Vol. 1: Distribution theory, 2th ed., London: Griffin, 588p.

Kendall M., Stuart A., 1979. The advanced theory of statistics. Vol. 2: Inference and relationship, 4th ed., London: Griffin, 889p.

Kendall M., Stuart A. and Ord J.K., 1983. The advanced theory of statistics, Vol. 3, 4th ed. London: Griffin, High Wycombe, 780p.

Knox-Robinson C.M., Groves D.I., 1997. Gold prospectivity mapping using a Geographic Information System (GIS) with examples from Yilgarn Block of Western Australia, Chron. rech. min. 529, pp. 127-138.

Plackett R.L., 1983. Karl Pearson and the Chi-Squared Test, International Statistical Review 51 (1), pp. 59–72.

Roy R., Cassard D., Cobbold P.R., Rossello E.A., Billa M., Bailly L., Lips A.L.W., 2006. Predictive mapping for copper–gold magmatic-hydrothermal systems in NW Argentina: Use of a regional-scale GIS, application of an expert-guided data-driven approach, and comparison with results from a continental-scale GIS, Ore Geology Reviews 29, pp. 260–286.

Shannon C. E., 1948. A Mathematical Theory of Communication, The Bell System Technical Journal, Vol. 27, pp. 379–423, 623–656.

Sterligov B.V. , Gumiaux C. , Barbanson, Chen Y. , Cassard D. , Cherkasov S.V. , Zolotaya L.A., 2010. Direct statistical modeling and its implications L. for predictive mapping in mining exploration, European Geosciences Union, General Assembly, Vienna, 02 – 07 May,

Vaillant M., Jouany J.M., Devillers J., 1995. A multicriteria estimation of the environmental risk of chemicals with the SIRIS method. Toxicology Modeling, No 1, pp. 57-72.

V. SYNTHESES ET CONCLUSIONS

« Nous sommes automates dans les trois quarts de nos actions. »

Leibniz

La méthode développée dans cette étude de l'analyse stochastique des données géologiques et géophysiques de la zone de l'Yénissei Ridge a montré une forte cohérence avec les résultats précédents. Les contours des zones favorables en or, déduites de la méthode proposée dans la thèse, sont compatibles avec la position des gisements connus.

Une telle comparaison permet d'évaluer la fiabilité des résultats acquis. Un des avantages de la méthode élaborée et appliquée par l'auteur est le rétrécissement des frontières des terrains proposés comme favorables (la surface est réduite dans un rapport de un à quatre). Ainsi, les zones favorables en or, mises en évidence par l'auteur, occupent une superficie de 1 811 km^2, qui ne fait que 2,4 % de la surface totale de cette étude (75 730 km^2). Un autre paramètre important défini par cette méthode est la moyenne des superficies des zones mises en relief: 62 km^2 dans cette étude contre 192 km^2 pour les zones mises en relief, par exemple, par l'investigateur Romashko V.V (2010) (la plus petite moyenne des superficies des zones favorables de toutes les études qui ont précédé celle-ci). Soulignons, qu'une petite superficie des zones favorables est plus avantageuse du point de vue économique, puisque les dépenses seront plus faibles pour des travaux de prospection.

Les cartes des zones favorables pour l'or, ont été comparées au modèle physico-géologique en trois dimensions de la structure de l'Yenissei Ridge. Pour une analyse plus fine, une comparaison a été réalisée pour la partie centrale de l'Yenissei Ridge (le terrain 100 km sur 150 km), et on n'a examiné que la partie supérieure du modèle (jusqu'à 20 km de la profondeur). Dans la partie développée principalement au centre et de nord-est du modèle construit, on observe nettement le lien spatial entre les gisements d'or et les zones pronostiquées comme favorables avec la position spatiale des granitoïdes Tatarsky-Ayahta,. Cependant, dans les parties nord-ouest et sud-ouest du modèle, où les intrusions sont principalement des granites Glushihinsky, ces derniers de semblent pas contrôler les gisements d'or car les zones favorables y sont pratiquement absentes. Dans la partie du sud-ouest du modèle un petit groupe de zones semble avoir été considérées comme favorable de façon erronée, puisque elles se trouvent directement en dessous du grand massif des granites Glushihinsky (la surface est de près de 30 km sur 30 km, et la capacité jusqu'à 10 km).

L'auteur crée et valide une nouvelle méthode de l'analyse stochastiques des données géologiques et géophysiques en vue de la mise en évidence de nouvelles zones favorables en or, dans la région de l'Yenissei Ridge, ainsi que d'autres territoires présentant des conditions similaires d'évolution géologiques et tectoniques. Un modèle de densité en 3D a été construit pour l'Yenissei Ridge, qui est utilisé pour interpréter la structure profonde de la région . C'est la première fois qu'un tel modèle structural à l'échelle de la croûte a été établi avec l'intégration des données géologiques de surface et gravimétries, avec le support des profils

sismique et magnétique , dits « Batholite » et « Spathe ». Le modèle proposé reflète une structuration géologique complexe de l'Yenissei Ridge, et propose une nouvelle compréhension de l'évolution géodynamique de la région. Les résultats de la comparaison des cartes de pronostic des zones d'or conçues par la méthode proposée dans cette étude avec les celles construites précédemment pour la région de l'Yenissei Ridge montre une avance significative dans l'analyse probabiliste des relations spatiales entre les gisements et les structures crustales.

Les résultats acquis démontrent une bonne efficacité et fiabilité de la méthode proposée de l'analyse stochastique des données géologiques et géophysiques appliquée au pronostic des zones d'or de l'Yenissei Ridge. Il est évident que l'universalité de la méthode proposée rend possible son application dans d'autres domaines, en particulier à ceux présentant des conditions géologiques et tectoniques similaires.

1. Synthèses des résultats

В результате проведенного исследования автором разработано оригинальное программное обеспечение, позволяющее генерировать искусственные типичные модели геологических ситуаций и рудоконтролирующих структур. Автором был предложен новый алгоритм анализа топологических характеристик геолого-тектонических объектов. Данный алгоритм был применен на множестве искусственных моделей рудоконтролирующих структур, который позволил: разработать метод определения минимально допустимого размера выборки (количества) эталонных объектов, необходимого для решения прогнозных задач на золото, классифицировать установленные корреляционные связи между местоположениями золоторудных месторождений и рудоконтролирующих структур, и определить ограничения на топологические характеристики рудоконтролирующих структур. Опираясь на результаты исследований, автором создана и апробирована новая методика стохастического анализа геолого-геофизических данных с целью выявления новых участков под поиски золоторудных месторождений, как в пределах Енисейского кряжа, так и для других территорий со схожими геолого-тектоническими условиями развития. Исследования пространственно-корреляционных связей между положением известных золоторудных месторождений и различными элементами геолого-тектонического картирования позволили получить их количественную оценку методами статистического анализа для территории Енисейского кряжа. Всего, выделено 29 участков, перспективных для поисковых работ на золоторудные объекты, общей площадью 1811км^2 по результатам стохастического анализа комплекса геолого-геофизических данных территории Енисейского кряжа площадью 75730 км^2 и построенной автором трехмерной физико-геологической модели.

Построена новая трехмерная плотностная модель земной коры Енисейского кряжа и сопредельных территорий на площади 300000 км^2 по результатам комплексной интерпретации площадных гравитационных и магнитных материалов масштаба 1:200 000, результатов 2D плотностного моделирования, профильных сейсмических и электроразведочных измерений вдоль геотраверсов «Батолит» и «Шпат». Уточнено строение рудоконтролирующих структур Енисейского кряжа, выделены участки вероятного развития офиолитовых пород. Построенная трехмерная плотностная модель Енисейского кряжа использована как основа для согласования результатов стохастического анализа геолого-геофизических данных с моделью глубинного строения рудоконтролирующих систем. Предложенная модель отражает сложное внутреннее

строение Енисейского кряжа, и согласуется с современными представлениями об эволюции региона.

Результаты сопоставления карт полученных на основе предлагаемой методики с предшествующими прогнозными построениями для региона Енисейского кряжа, доказывают высокую эффективность предложенного метода. Полученные результаты вселяют уверенность в практической значимости предложенной методики стохастического анализа геолого-геофизических данных при прогнозе золоторудных зон Енисейского кряжа. Очевидно, что универсальность предложенной методики делает возможным её применение для других областей, со схожими геолого-тектоническими условиями развития.

2. Analyse des nouvelles zones aurifères et leur comparaison avec les constructions antérieures

Разработанная методика стохастического анализа геолого-геофизических данных на территории Енисейского кряжа показывает высокую сходимость с предшествующими результатами (рис. 5.1а). Контуры участков, полученных путем применения разработанной методики, перспективные на золотоносность, совпадают с ранее выделенными, находятся целиком или частично внутри, по крайней мере, одной зоны, или нескольких зон, выделенных одним, или несколькими авторами. Таким образом, можно судить о достоверности полученных результатов. Одним из преимуществ разработанной методики стохастического анализа данных является существенное уменьшение площадей выделенных прогнозных участков, более чем в четыре раза (рис 5.1б).

Таким образом, общая площадь участков, перспективных на золотоносность равняется 1811 км^2, или 2.4% от площади исследования (75730 км^2). Другим важным параметром является средняя площадь выделенных участков, которая равняется 62 км^2, против 192км^2, для участков выделенных Ромашко В.В. (2010) (наименьшая средняя площадь участков из всех исследований). Именно небольшая площадь выделенных участков наиболее выгодна с экономической точки зрения, так как существенно снижаются затраты на этапе поисковых работ.

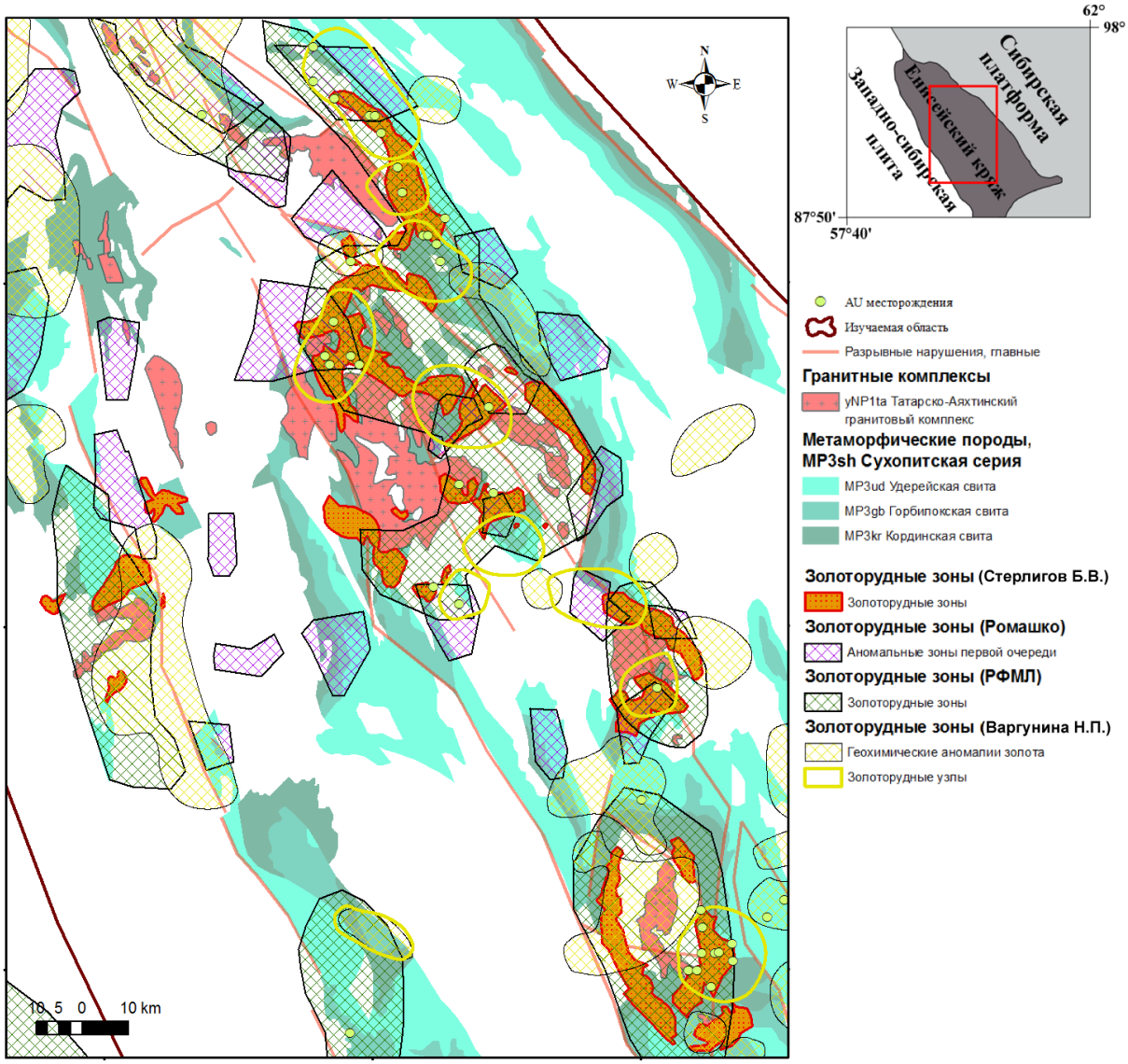


Рис.5.1 *Сопоставление прогнозных карт, построенных различными авторам: а) выделение золоторудных зон Енисейского кряжа; б) сравнение результатов, полученных разными авторами.*

3. Utilisation de modèle 3-D géologique pour la prévision des zones aurifères

На заключительном этапе исследования автором проводилось сопоставление построенных участков, перспективных на поиски золоторудных месторождений с построенной трехмерной физико-геологической моделью Енисейского кряжа (рис. 5.2). Наибольший интерес, с точки зрения поиска золоторудных месторождений, представляет центральная и восточная части Енисейского кряжа.

Отдельно была рассмотрена центральная часть модели (участок 100 на 150 км), и рассматривалась только её верхняя часть до глубин 20 км. На построенной модели четко прослеживается пространственно-корреляционная связь местоположения золоторудных месторождений и выделенных прогнозных участков с местоположением гранитоидов татарско-аяхтинского возраста, развитых преимущественно в центральной и северо-

восточной части Енисейского кряжа (рис. 5.2). В северо-западной и юго-западной части Енисейского кряжа были внедрены преимущественно граниты глушихинского возраста, и отмечается отсутствие золоторудных месторождений и рудопроявлений, то есть практически отсутствуют прогнозные участки. Небольшая группа участков в юго-западной части построенной физико-геологической модели, скорее всего, выделена ошибочно, так как непосредственно под ней находится крупный гранитоидный массив глушихинского возраста (размерами около 30 на 30 км, и мощностью до 10 км).

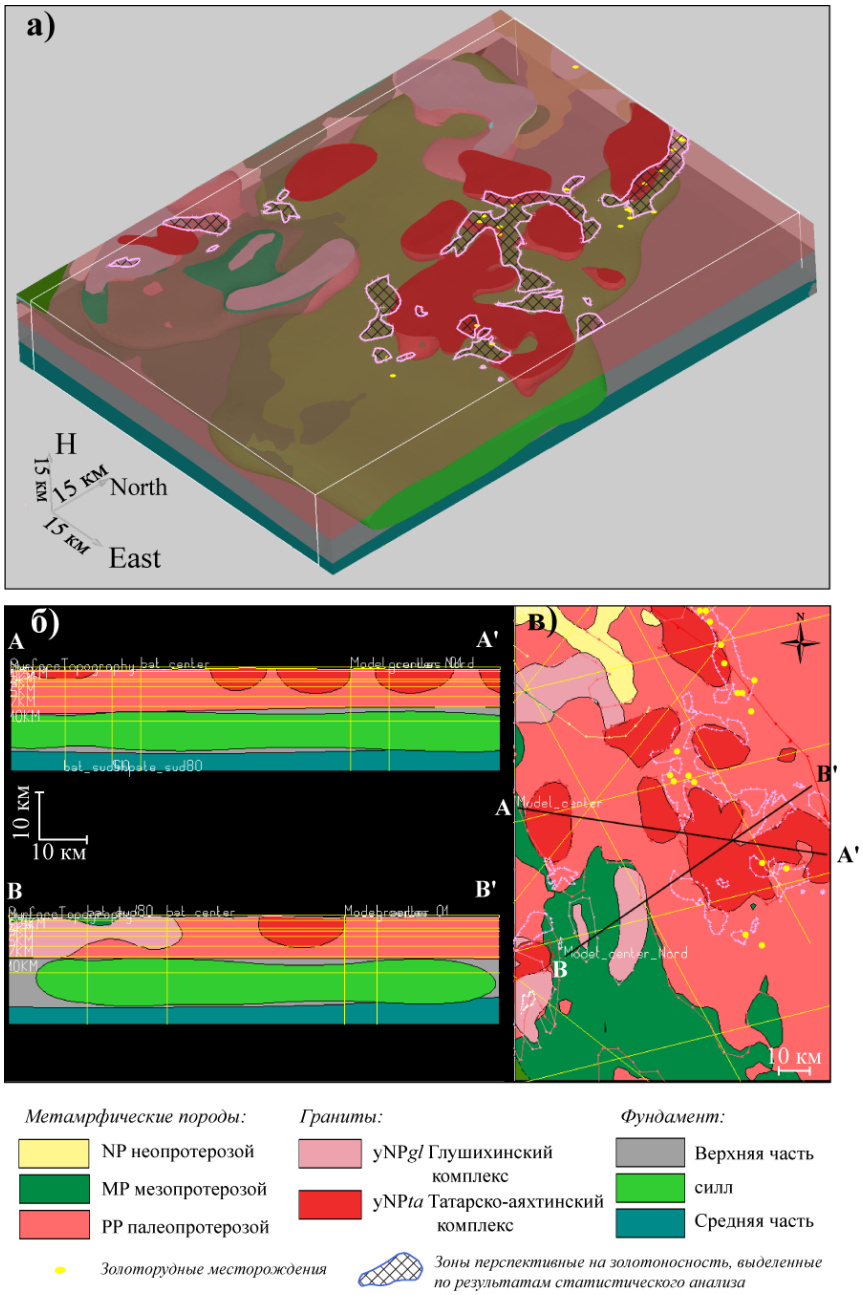


Рис. 5.2 *Сопоставление золоторудных зон и трехмерной физико-геологической модели Енисейского кряжа. а) фрагмент трехмерной геометрической модели; б) разрезы по линиям АА' и ВВ'; в) вид на поверхности.*

Предложенная методика сопоставления результатов двухмерного статистического анализа геолого-геофизических данных и трехмерной физико-геологической модели

Енисейского кряжа позволяют скорректировать конфигурацию и количество выделенных участков, перспективных на поиски месторождений золота (рис. 5.1 и 5.2). Одновременно с этим частично решается проблема расчета кратчайших расстояний между местоположениями месторождений золота и рудоконтролирующими структурами. Напомним, что данные расстояния рассчитывались на поверхности, что вносило определенную погрешность при определении вида функций описывающих пространственно-корреляционные связи между объектами. Однако, анализируя построенную физико-геологическую модель Енисейского кряжа, было установлено, что главные рудоконтролирующие структуры имеют субвертикальное строение границ. В целом, положение выделенных участков, перспективных на поиски месторождений золота, пространственно приурочено к краевым частям татарско-аяхтинских гранитов γNP_1ta, причем преимущественно в восточной части Енисейского кряжа.

REFERENCES

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Андреев Б.А., Клушин И.Г. Геологическое истолкование гравитационных аномалий. Ленинград, ГОСТОПТЕХИЗДАТ, 1962, 496с.

Верниковский В.А., Верниковская А.Е., Черных А.И. Порожнинские гранитоиды Приенисейского офиолитового пояса - индикаторы неопротерозойских событий на Енисейском кряже. Докл. РАН, т. 381, № 6, с. 806-810, 2001.

Верниковский В.А., Пиис В.Л., Верниковская А.Е. Раннетриасовые А-граниты Таймыра - результат Северо-Азиатского суперплюма. Доклады Академии наук, 2001, т. 380, № 1, с. 87-93.

Верниковская А.Е., Верниковский В.А., Даценко В.М., Сальникова Е.Б., Ясенев А.М., Ковач В.П., Котов А.Б., Травин А.В. О проявлении раннепалеозойского магматизма в Южно-Енисейском кряже. Доклады Академии наук, 2004, т. 397, № 3, с. 374-379.

Верниковская А. Е., Верниковский В.А., Сальникова Е.Б., Даценко В.М., Котов А.Б., Ковач В.П. Неопротерозойское анорогенное магматическое событие на Енисейском кряже: новые геохимические и изотопно-геохронологические данные. Доклады Академии наук, 2005, т. 403, № 5, с.656-660.

Верниковская А.Е., Верниковский В.А., Сальникова Е.Б., Котов А.Б., Ковач В.П., Травин А.В., Вингейт М.Т.Д. Лейкократный магматизм *А*–типа в эволюции континентальной коры западного обрамления сибирского кратон. Геология и геофизика, 2007, №1, т. 48, с. 5-21.

Верниковский В.А., Верниковская А.Е. Тектоника и эволюция гранитоидного магматизма Енисейского кряжа. Геология и геофизика, 2006, № 1, т. 47, с. 35-52.

Волобуев М.И Рифейский офиолитовый комплекс Енисейского кряжа. Геотектоника, No 6, 1993, с. 82-87.

Володарский Р.Ф., Ланда Т.И. Геологическая интерпретация гравитационных и магнитных полей с помощью ЭВМ. Москва, «Наука», 1970, 200с.

Геофизические методы разведки рудных месторождений. Под ред. В.В.Бродового, Москва, «Недра», 1990, 296с.

Геологические результаты геофизических исследований в Сибири и на дальнем востоке. Отв. ред. Калинин О.А., Моисеенко Ф.С., Новосибирск, «Наука» (Сибирское отд.), Гл.21-22, 1967.с.303-365

Гладкий К.В. Гравиразведка и магниторазведка. Москва, «Недра», 1967, 319с.

Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. Москва, Высшая школа, 2003, 479с.

Григоров В.Т. Крупнейшие золоторудные месторождения Енисейского кряжа и Кузнецкого Алатау и их экономическая оценка с позиции стратиморфного рудообразования. Москва, Научный Мир, 2003, 168с.

Казанский В.И. Рудоносные тектонические структуры активизированных областей. Москва, «Недра», 1972, 242с.

Кобранова В.Н. Физические свойства горных пород (Петрофизика). Москва, ГОСТОПТЕХИЗДАТ, 1962. 450с.

Константинов М.М. Золоторудные провинции мира. Москва, Научный мир, 2006, 358с.

Константинов М.М., Данковцев Р.Ф., Симкин Г.С., Черкасов С.В. Глубинное строение и закономерности размещения месторождений Северо-Енисейского золоторудного района. Геология рудных месторождений, 1999, т. 41, № 5, с. 425-436.

Крупные и суперкрупные месторождения рудных полезных ископаемых, Том 1 («Глобальные закономерности размещения»). Москва, ИГЕМ РАН, 2006

Ли Л.В., Круглов Г.П., Шохина О.И., Вербицкий Б.Г. Роль литологических и структурных факторов и локализации прожилково-вкрапленного оруденения в надинтузивной зоне. ГРМ, 1984, №1, стр. 83-88.

Логачев А.А., Захаров В.П. Магниторазведка. Ленинград, «Недра», 1979, 352с.

Магакьян И.Г. Рудные месторождения. Москва, Охрана недр, 1955, 336с.

«Методические указания по разведке и геолого-промышленной оценке месторождений золота», Под. ред. Г. П. Воларовича, Москва, ЦНИГРИ, 1974.

Ножкин А.Д., Постников А.А., Наговицин К.Е., Травин А.В., Станевич А.М., Юдин Д.С. Чингасанская серия неопротерозоя Енисейского кряжа: новые данные о возрасте и условиях. Геология и геофизика, т. 48, 2007, с. 1307-1320.

Петров А.В. Теоретические основы обработки геофизических данных. Москва, 2004, 51с.

Постельников Е.С. Геосинклинальное развитие Енисейского кряжа в позднем докембрии. Москва, «Наука»,1980, 70с.

Попов Н.В. Тектоническая модель раннедокембрийской эволюции Южно-Енисейского кряжа. Геология и геофизика, т.42, № 7, 2001, с. 1028-1041.

Рундквист Д.В., Неженский И.А. Зональность эндогенных рудных месторождений. Ленинград, «Недра», 1975, 22с.

Сафонов Ю.Г., Попов В.В., Волков А.В., Злобина Т.М., Чаплыгин И.В., Актуальные проблемы металлогении золота. Геология и геофизика, т. 48, 2007, с. 1257-1275.

Сердюк С.С. Оценка перспектив нетрадиционных золото-платинометальных руд в черносланцевых комплексах Партизанского рудного узла (Южно-Енисейский золотоносный район). КНИИГиМС, 2005

Стерлигов Б.В., Золотая Л.А., Черкасов С.В., Гюмьё Ш., Чен Я., Касард Д. Изображение глубинных структур земной коры с использованием геологических и геофизических данных, и применение для золоторудных месторождений Енисейского кряжа. 22-ое Собрание Наук о Земле, Нанси, 21-24 апреля 2008

Стерлигов Б.В., Золотая Л.А., Черкасов С.В., Гюмьё Ш., Чен Я., Касард Д. Прогноз и поиск золоторудных месторождений методами математической статистики на примере Енисейского кряжа. Современная геология: история, теория и практика, Москва, 14-16 октября2009, с. 245-247.

Стерлигов Б.В., Золотая Л.А., Черкасов С.В., Гюмьё Ш., Чен Я., Касард Д Статистический анализ геолого-геофизических данных при прогнозе золоторудных зон Енисейского кряжа. Геофизика, 2010, №4 с.47-59

Суганов Б.И., Михайленко В.Г. Составление металлогенической и прогнозной карт масштаба 1:500000 на черные, благородные, цветные и редкие металлы юга Красноярского края. Информационный отчет. Красноярская ГГК-ГУ ЦРПЭП, 2002

Томсон И.Н., Казанский В.И., Дюжиков О.А. Глубинное строение земной коры и размещение эндогенных рудных районов. В кН.: Глубинное строение и условия формирования эндогенных рудных районов, полей и месторождений. Отв. ред. Ф.В Чухров, Москва, «Наука», 1983, с.25-47.

Херсакова Т.Н. Новые данные о строении Енисейского кряжа. Геотектоника, 1999, № 1, с. 15-27.

Хмелевской В.К. Геофизические методы исследования земной коры. "Дубна", 1997, 184с.

Черкасов С.В. Глубинное строение Енисейского кряжа и распределение золотого оуденения. Доклады Академии Наук, 1999, т. 368, № 4, с. 522-524.

Черкасов С.В., Ткачев А.В., Рундквист Д.В., Арбузова Е.Е., Чурикова Т.Г., Вишневская Н.А., Стерлигов Б.В., Мельникова Е.В. Отчет по теме: «Разработать методические рекомендации по прогнозу погребенных крупных рудных объектов в обрамлении кристаллических щитов». Москва, ГГМ им. В.И. Вернадского, Москва 2008

Шеннон К.Е., Работы по теории информации и кибернетике. Москва, Иностранная литература, 1968, 27с.

Adams S. Using geological information to develop exploration strategies for epithermal deposits. Reviews in Economic Geology, vol. 2, 1985, 273 – 298.

Blakly R.J. Potential theory in gravity & magnetic applications, Cambridge University Press, New York, 1996, 177p.

Bonham-Carter G. F. Geographic information systems for geoscientists: modeling with GIS, PERGAMON, 2002, 398p.

Brewer C.A**.** Designing Better Maps: A Guide for GIS Users. ESRI Press, 2005, 220p.

Berman M. Distance distributions associated with Poisson processes of geometric figures. Journal of Applied Probability 14, 1977, 195–199.

Berman M. Testing for spatial association between a point processes and another stochastic process. Applied Statistics 35, 1986, 54–62.

Billa M., Cassard D., Lips A.L.W., Bouchot V., Tourlière B., Stein G., Guillou-Frottier L. Predicting gold-rich epithermal and porphyry systems in the central Andes with a continental-scale metallogenic GIS. Ore Geology Reviews 25, 2004, pp. 39– 67.

Calcagno P., Chilès J.P., Courrioux G., Guillen A. Geological modeling from field data and geological knowledge Part I. Modeling method coupling 3D potential-field interpolation and geological rules. Physics of the Earth and Planetary Interiors, No 171, 2008, pp. 147–157.

Carranza E.J. Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features. Ore Geology Reviews 35, 2009, pp. 383-400.

Carranza E.J. Geochemical anomaly and mineral prospectively mapping in GIS. Elsevier, Amsterdam, 2009, 368p.

Cassard D., Billa M., Lambert A., Picot J.-C., Husson Y., Lasserre J.-L., Delor C., 2008. Gold predictivity mapping in French Guiana using an expert-guided data-driven approach based on a regional-scale GIS. Ore Geology Reviews 34, pp. 471–500.

Cathles L.M., Erendi AH.J. How long can a hydrothermal system be sustained by a single intrusive event. Economic Geology, Vol. 92, 1997, pp. 766-771.

Cathles L.M., Cherkasov S.V.& Vishnevskaya N.A. Convective modeling based on geophysical imaging of deep crustal intrusions - A new foundation for mineral exploration? Global Tectonics Metallogeny, Vol. 8, 2003, Nos. 1-4.

Cherkasov S.V. Revelation of Unknown Exciting Geological Features from Non-conventional Usage of Geostatistical Methods. Proceeding of IAMG’05: GIS and Spatial Analysis, Vol. 1, 2005, pp. 209-214.

Chernoff H., Lehmann E.L. The use of maximum likelihood estimates in χ2 tests for goodness-of-fit. The Annals of Mathematical Statistics 25, 1954, pp. 579–586.

Clark P.J., Evans F.C. Distance to nearest neighbor as a measure of spatial relationships in populations. Ecology, 1954, Vol. 35, No. 4, pp. 445-453.

Cramer H. Mathematical methods of statistics, Uppsala, Sweden, 1980, 628p.

Gelman, A., Carlin J., Stern H., Rubin D. Bayesian Data Analysis. Chapman and Hall/CRC, 1995.

Gorr W.L., Kurland K.S., GIS Tutorial: Workbook for Arc View 9. ESRI Press, 2008, 464p.

Feltrin L. Predictive modeling of prospectively for Pb–Zn deposits in the Lawn Hill Region, Queensland Australia. Ore Geology Reviews 34, 2008, pp. 399–427.

Guillen A., Calcagno Ph., Courrioux G., Joly A., Ledru P. Geological modelling from field data and geological knowledge Part II. Modelling validation using gravity and magnetic data inversion. Physics of the Earth and Planetary Interiors, No 171, 2008, pp. 158–169.

Jacobsen B.H. A case for upward continuation as a standard separation filter for potential-field maps. Geophysics, vol. 52, no. 8, 1987, pp. 1138-1148.

Kendall M., Stuart A.The advanced theory of statistics. Vol. 1: Distribution theory. London: Griffin, 1960, 588p.

Kendall M., Stuart A. The advanced theory of statistics. Vol. 2: Inference and relationship. London: Griffin, 1979, 889p.

Kendall M., Stuart A. and Ord J.K., The advanced theory of statistics, Vol. 3. London: Griffin, High Wycombe, 1983, 780p.

Knox-Robinson C.M., Groves D.I. Gold prospectivity mapping using a Geographic Information System (GIS) with examples from Yilgarn Block of Western Australia. Chron. rech. min. 529, 1997, pp. 127-138.

Kullback, S., Leiber, R. On information and sufficiency. Annals of Mathematical Statistics, No 22, 1951, 79-86

Lajaunie C., Courrioux G., Manuel L. Foliation fields and 3D cartography in geology: principles of a method based on potential interpolation. Mathematical Geology vol. 29, 1997, No. 4, pp. 571-584

Likhanov I.I., Reverdatto V.V., Sheplev V.S., Verschinin A.E., Kozlov P.S.Contact metamorphism of Fe- and Al-rich graphitic metapelites in the Transangarian region of the Yenisei Ridge, eastern Siberia, Russia. Lithos, No. 58, 2001, pp. 55-80.

Likhanov I. I., Kozlov P. S., Polyansky O. P., Popov N. V., Reverdatto V. V., Travin A. V., Vershinin A. E. Neoproterozoic Age of Collisional Metamorphism in the Transangara

Region of the Yenisei Ridge (Based on 40Ar/39Ar Data). Doklady Earth Sciences, 2007, Vol. 413, No. 2, pp. 234–237.

Likhanov I.I., Reverdatto V.V., Kozlov P.S., Popov N.V. Collision Metamorphism of Precambrian Complexes in the Transangarian Yenisei Range, Petrology, 2008, Vol. 16, No. 2, pp. 136–160.

Pedersen L. B. Relations between potential fields and some equivalent sources. Geophysics. Vol. 56, 1991, No. 7, pp. 961-971.

Plackett R.L. Karl Pearson and the Chi-Squared Test. International Statistical Review, No. 51 (1), 1983, pp. 59–72.

Romashko V.V. Allocation of potential gold-ore clusters was made on the base of midscale geological and geophysical materials. 4th Saint-Petersburg International Conference & Exhibition, 5-8 April 2010.

Roy R., Cassard D., Cobbold P.R., Rossello E.A., Billa M., Bailly L., Lips A.L.W. Predictive mapping for copper–gold magmatic-hydrothermal systems in NW Argentina: Use of a regional-scale GIS, application of an expert-guided data-driven approach, and comparison with results from a continental-scale GIS. Ore Geology Reviews 29, 2006, pp. 260–286.

Shannon C. E. A Mathematical Theory of Communication. The Bell System Technical Journal, 1948, Vol. 27, pp. 379–423, 623–656.

Spector A, Bhattacharyya. Energy density spectrum and autocorrelation function of anomalies due to simple magnetic models. Geophysical Prospecting, No.14, 1966, pp.242-272.

Sterligov B.V. , Gumiaux C. , Barbanson, Chen Y. , Cassard D. , Cherkasov S.V. , Zolotaya L.A. Direct statistical modeling and its implications L. for predictive mapping in mining exploration. European Geosciences Union, General Assembly, Vienna, 02 – 07 May 2010

Vaillant M., Jouany J.M., Devillers J. A multicriteria estimation of the environmental risk of chemicals with the SIRIS method. Toxicology Modeling, 1995, No 1, pp. 57-72

Konstantinov M.M., Cherkasov S.V., Dankovtsev R.F., Egorkin A.V. Specific crustal features for large and superlarge endogenic gold deposits (Siberia and Far East regions). Global Tectonics Metallogeny, Vol. 7, 1999, No. 2, pp 143-148.

Vernikovsky V.A., Vernikovskaya A.E., Wingate M.T.D., Popov N.V., Kovach V.P. The 880–864 Ma granites of the Yenisey Ridge, western Siberian margin: Geochemistry, SHRIMP geochronology, and tectonic implications. Precambrian Research, Vol. 154, 2007, pp. 175–191.

ФОНДОВЫЕ МАТЕРИАЛЫ:

Бабушкин Е.А и др. Государственная геологическая карта РФ (новая серия). Карта дочетвертичных образований листа P-44,45 (Верхнеимбатск) масштаба 1:1000000. СНИИГГиМС, СПб карт. Фабрика, 1997

Балясина С.А. и др. Объяснительная записка к Государственной геологической карте РФ. Масштаб 1:1000000(новая серия). Лист N-46,(47) – Абакан. МПР РФ, Красноярскгеолсъемка, 2000

Беззубцев В.В. и др. Государственная геологическая карта РФ (новая серия). Масштаб 1:1000000. (Карта дочетвертичных образований). Лист N-46,(47) (Абакан). Красноярскгеолсъемка, ВСЕГЕИ, СПб карт. Фабрика, 2000

Головеров А.Г. и др. Геологическая карта СССР масштаба 1:1000000 (новая серия) листа O-(44),45-Томск. СНИИГГиМС, Ленкарт. Фабрика, 1987

Григорьев Н.В. и др. Геологическая карта СССР (новая серия) (дочетвертичных образований) листа N-(44),45 (Новосибирск) масштаба 1:1000000. СНИИГГиМС, Ленкарт. Фабрика, 1987

Григорьев Н.В. (отв. ред.) Объяснительная записка к Геологической карте СССР масштаба 1:1000000 (новая серия) листа N-(44),45 (Новосибирск). МГ СССР, ВСЕГЕИ, Сибгео, СНИИГГиМС, Ленкарт. Фабрика, 1988

Григорьев Н.В. и др. Геологическая карта СССР (новая серия). Схематическая карта доюрских образований листа N-43,(44) (Омск) масштаба 1:1000000. СНИИГГиМС, Ленкарт. Фабрика, 1992

Дутикова О.Д. Гравиметрическая карта СССР листа O-46 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. ВНИИ Геофизика, 1965

Дутикова О.Д. Гравиметрическая карта СССР листа N-45 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. ВНИИ Геофизика, 1966

Дутикова О.Д. Гравиметрическая карта СССР листа O-45 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. ВНИИ Геофизика, 1966

Егоркин А.В. и др. Отчет по теме «Строение земной коры и верхней мантии по профилям: Красноводск – Мары (1а), Мары-Мурунтау-Абкабан (1б), Абкабан-Тында-Татарский пролив (1в), Термез-Аральское море-Эмба (2), Тында-Амурзет (3)». Москва, Центр «ГЕОН», 1991

Зуев В.К. (отв. ред.) Объяснительная записка к Геологической карте РФ масштаба 1:1 000 000 (третье поколение) листа O-46 (Красноярск). С-Пб Карт. Фабрика ВСЕГЕИ, 2006

Ковригина Е.К. и др. Карта дочетвертичных образований (новая серия) Государственной геологической карты СССР листа P-46,47 масштаба 1:1000000. ВСЕГЕИ, Ленкарт. Фабрика, 1979

Куренная З. М. Гравиметрическая карта СССР листа O-47 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. ВНИИ Геофизика, 1965

Куренная З.М. Гравиметрическая карта СССР листа N-46 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. Каталог ОГП, экз. № 5, 6, 7 – 1 кн. ВНИИ Геофизика, 1977

Куренная З.М. Гравиметрическая карта СССР и МНР листа N-47 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. Каталог пунктов ОГС экз. № 5, 6, 7 – 1 бр. 1980 г. ВНИИ Геофизика

Торочкова Г. И. Гравиметрическая карта СССР листа P-46 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. ВНИИ Геофизика, 1966

Торочкова Г. И. Гравиметрическая карта СССР листа P-45 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. ВНИИ Геофизика, 1966

Торочкова Г. И. Гравиметрическая карта СССР листа P-47 масштаба 1:1000000 (редукция Буге δ = 2,3 г/см3) – 1 лист. Каталог пунктов ОГС. Экз. 5, 6, 7 – 1 бр. ВНИИ Геофизика, 1980

Фельдман И.С. Отчет по теме: «Разработка технико-методической основы использования геоэлектрических параметров земной коры для геолого-геофизических моделей районов положения опорных и региональных профилей», ФГУП «ВСЕГЕИ», ООО «Центр ЭМИ», Москва, 2007

Boris STERLIGOV

Analyse probabiliste des relations spatiales entre les gisements aurifères et les structures crustales : développement méthodologique et applications à l'Yenissei Ridge (Russie)

Les progrès récents en sciences de la terre font de plus en plus de données multidisciplinaires disponibles pour l'exploration minière. Cela a permis le développement de méthodologies de calculer la prédictivité pour les zones aurifères basée sur des analyses statistiques des différents paramètres. L'utilisation de nouveaux logiciels développés, la distribution spatiale et la topologie des polygones (e.g. intrusions granitiques) et des polylignes (e.g. zones de cisaillement) sont contrôlées par les paramètres définis par les utilisateurs (par exemple, la densité, la longueur, la surface, etc.). La distance des gisement d'or par rapport à polygones ou polylignes est calculée en utilisant une fonction de probabilité distribution. Les analyses statistiques des résultats de la modélisation montrent que i) les valeurs de la moyenne à la surface relative des polygones, la moyenne de longueur relative de polylignes, le nombre d'objets et leur regroupement sont essentiels à des évaluations statistiques ; ii) tester la validité des différents méthodes d'inversion dépend de l'importance relative sur la corrélation entre les paramètres utilisés; et iii) la robustesse des points d'intérêt de distribution est de déduire des lois à l'égard de la qualité des données d'entrée. Cette approche a été appliquée aux données géologiques et géophysiques de l'Yenissei Ridge d'une surface totale de 75730 km^2 pour cartographier la prédictivité de 29 nouvelles zones aurifères correspondant à une surface de 1811 km^2. La méthode développée dans cette étude permet de réduire jusqu'à quatre fois de la superficie considérée comme des zones aurifères par des études précédentes. Pour la construction la plus précise des zones aurifères un modèle 3D de densité de l'Yenissei Ridge a été construit. Ce modèle est basé sur les données de surface, gravimetriques et aéromagnétiques (grilles numérique de 1x1km^2), profils sismiques et magnétotelluriques de "Batholite" et "Shpate". Ce modèle 3D de densité montre que: a) l'Yenissei Ridge a une structure de couverture pliée, résultant d'un événement de la collision néoprotérozoïque ; b) γNPta granites Tatarsky-Ayhta et zones de cisaillement sont des seuls objets qui présente des relations spatiales avec la minéralisation aurifère.

Mots clés : Yenissei Ridge, analyse statistique, modélisation gravimétrique directe en 3-D, collision, zone aurifère, cartes de la prédictivité aurifière

Probabilistic analysis of spatial relationships between gold deposits and crustal structures: methodological development and applications in the Yenisei Ridge (Russia)

Recent progresses in geosciences make more and more multidisciplinary data available for mining exploration. This allows developing methodologies to compute predictivity for gold zones by the statistical analysis of variable input parameters. Using newly developed software, the spatial distribution and the topology of polygons (e.g. intrusions) and polylines (e.g. shear zones) are controlled by parameters defined by users (e.g. density, length, surface, etc.). The distance of points of interest (gold deposits) with respect to a given type of objects (polygons or polylines) is given using a probability distribution function. The statistical analyses of output results from the direct modeling process show that i) values of relative surface mean of polygons, relative length mean of polylines, the number of objects and their clustering are critical to statistical appraisals, ii) the validity of the different tested inversion methods strongly depends on the relative importance and on the dependency between the parameters used, and iii) the robustness of the inferred distribution points of interest laws with respect to the quality of the input data. This approach was applied to the geological and geophysical data of the Yenissei ridge of the total area of 75730 km^2 for the predictivity mapping of 29 new gold zones with the total area of 1811 km^2. The newly developed method allows reducing up to four times of the area of predictivity gold zones, compared with previous studies. For more accurate construction of gold zones, a 3D density model of the Yenisei ridge was constructed. This model is based on surface gravity and aeromagnetic data (numerical grids of 1x1km), "Batholite" and "Shpate" seismic and magnetotelluric profiles, respectively. The 3D density model shows that: a) the Yenissei ridge has a cover-folded structure, formed during a Neopretorozoic collisional event, b) only γNP*ta* Tatarsky-Ayhta granites and shear zones have spatial relationships with gold mineralization.

Keywords: Yenisei ridge, statistic analysis, 3D direct gravity modeling, collision, gold zones, predictivity maps for gold

Institut des Sciences de la Terre d'Orléans
1A Rue Férolerie, 45071 Orléans, France
Faculté géologique, Université d'Etat de Moscou
Leninsky Gori, GSP-1, 119991 Moscow, Russia