

INTERNATIONAL
STANDARD

ISO
3534-3

NORME
INTERNATIONALE

Second edition
Deuxième édition
1999-12-01

Statistics — Vocabulary and symbols —

Part 3:
Design of experiments

Statistique — Vocabulaire et symboles —

(Partie 3:
Plans d'expérience

ISO 3534-3:1999

<https://standards.iteh.ai/catalog/standards/sist/7a79642d-1e88-40cc-a71e-f07fc1210f97/iso-3534-3-1999>



Reference number
Numéro de référence
ISO 3534-3:1999(E/F)

Foreword

ISO (the International Organization for Standardization) is a worldwide federation of national standards bodies (ISO member bodies). The work of preparing International Standards is normally carried out through ISO technical committees. Each member body interested in a subject for which a technical committee has been established has the right to be represented on that committee. International organizations, governmental and non-governmental, in liaison with ISO, also take part in the work. ISO collaborates closely with the International Electrotechnical Commission (IEC) on all matters of electrotechnical standardization.

International Standards are drafted in accordance with the rules given in the ISO/IEC Directives, Part 3.

Draft International Standards adopted by the technical committees are circulated to the member bodies for voting. Publication as an International Standard requires approval by at least 75 % of the member bodies casting a vote.

International Standard ISO 3534-3 was prepared by Technical Committee ISO/TC 69, *Applications of statistical methods*, Subcommittee SC 1, *Terminology and symbols*.

This second edition cancels and replaces the first edition (ISO 3534:1985), which has been technically revised.

ISO 3534 consists of the following parts, under the general title *Statistics — Vocabulary and symbols* :

— *Part 1: Probability and general statistical terms*

— *Part 2: Statistical quality control*

— *Part 3: Design of experiments*

The entries in this part of ISO 3534 are arranged analytically, and alphabetical indexes in English and French are provided.

© ISO 1999

All rights reserved. Unless otherwise specified, no part of this publication may be reproduced or utilized in any form or by any means, electronic or mechanical, including photocopying and microfilm, without permission in writing from the publisher./Droits de reproduction réservés. Sauf prescription différente, aucune partie de cette publication ne peut être reproduite ni utilisée sous quelque forme que ce soit et par aucun procédé, électronique ou mécanique, y compris la photocopie et les microfilms, sans l'accord écrit de l'éditeur.

International Organization for Standardization
Case postale 56 • CH-1211 Genève 20 • Switzerland
Internet iso@iso.ch

Printed in Switzerland/Imprimé en Suisse

Avant-propos

L'ISO (Organisation internationale de normalisation) est une fédération mondiale d'organismes nationaux de normalisation (comités membres de l'ISO). L'élaboration des Normes internationales est en général confiée aux comités techniques de l'ISO. Chaque comité membre intéressé par une étude a le droit de faire partie du comité technique créé à cet effet. Les organisations internationales, gouvernementales et non gouvernementales, en liaison avec l'ISO participent également aux travaux. L'ISO collabore étroitement avec la Commission électrotechnique internationale (CEI) en ce qui concerne la normalisation électrotechnique.

Les Normes internationales sont rédigées conformément aux règles données dans les Directives ISO/CEI, Partie 3.

Les projets de Normes internationales adoptés par les comités techniques sont soumis aux comités membres pour vote. Leur publication comme Normes internationales requiert l'approbation de 75 % au moins des comités membres votants.

La Norme internationale ISO 3534-3 a été élaborée par le comité technique ISO/TC 69, *Application des méthodes statistiques*, sous-comité SC 1, *Terminologie et symboles*.

Cette deuxième édition annule et remplace la première édition (ISO 3534-3:1985), dont elle constitue une révision technique.

L'ISO 3534 comprend les parties suivantes, présentées sous le titre général *Statistique — Vocabulaire et symboles* :

— *Partie 1: Probabilité et termes statistiques généraux*

— *Partie 2: Maîtrise statistique de la qualité* [ISO 3534-3:1999](https://standards.iteh.ai/catalog/standards/sist/7a79642d-1e88-40cc-a71e-f07fc1210f97/iso-3534-3-1999)

— *Partie 3: Plans d'expérience*

La disposition des termes dans la présente partie de l'ISO 3534 est faite de façon analytique et des index alphabétiques français et anglais sont donnés.

Introduction

Design of experiments is essentially a strategy of planning experiments so that valid and relevant conclusions may be reached efficiently and economically. The selection of the specific experimental plan should depend on the type of question to be addressed, the degree of generality to be attached to the conclusions, and the resources available (experimental material, personnel, time). A properly designed and executed experiment will frequently lead to relatively simple statistical analysis and interpretation of the results.

In recent years, the application of experimental design has flourished, notably due to the recognition that designed experiments are essential for improving the quality of goods and services. Although statistical quality control, management resolve, inspection, and other quality tools also serve this function, experimental design represents the methodology of choice in complex, variable and interactive settings. Historically, design of experiments has evolved and thrived in the agricultural area. Medicine has also enjoyed a long standing history of careful experimental design. Currently, industrial settings are witnessing the considerable benefits of the methodology — due to ease of initiating efforts (user-friendly software packages), improved training, influential advocates, and accumulating successes with experimental design.

Factorial experiments (see 2.1) provide a methodology for studying the interrelationships among multiple factors of interest to the experimenter. These types of experiments can be far more efficient and effective than intuitive one-factor-at-a-time experiments. Factorial experiments are particularly well-suited for determining that a factor behaves differently (as reflected in the experimental response) at different levels of other factors. Frequently, the “breakthrough” in quality comes from the synergism revealed in a study of “interactions” (see 1.17). If the number of factors under consideration is large, then factorial experiments could exceed resources. However, fractional factorial designs (see 2.1.1) offer a possible compromise. Actually, if the initial goal is to identify factors warranting further investigation, then screening designs (see 2.2) can be useful.

In planning an experiment, it is necessary to limit biases introduced by the experimental conditions or assignment of treatments to experimental units. Topics such as “randomization” (see 1.29) and “blocking” (see 1.28) deal with minimizing the effects of nuisance or extraneous elements. Specific blocking strategies include randomized block designs (see 2.3.1), Latin-square designs (see 2.3.2) and variants, and balanced incomplete block designs (see 2.3.4.1).

Viewing design of experiments as an evolutionary process with continuous improvement as a goal, response surface designs (see 2.4) play a pivotal role. By considering multiple levels of key factors, response surface methods neatly accommodate curvilinear effects in the vicinity of optimum points.

Mixture designs (see 2.5) handle situations in which factors constitute proportions of a total, such as ingredients in an alloy. Nested designs (see 2.6) are particularly useful in interlaboratory testing.

Methods of analysis of the collected data are straightforward, if the experiment is carried out according to the plan. Graphical methods (see 3.1) can be particularly effective in revealing overall conclusions. Estimation of parameters from a model (see 1.1 and following) is commonly handled using regression analysis (see 3.3). Regression analysis methods can also handle difficulties with missing data, identification of outliers, and other problems.

Good experimental design should:

- a) incorporate prior knowledge and experience in selection of factors, their levels, and in describing assumptions;
- b) furnish relevant information with minimum effort;
- c) ensure, before starting the experiment, that the design is capable of achieving the objective of the experiment with the desired precision;
- d) reflect the sequential nature of most investigations;
- e) specify both arrangement and sequence of experimental treatments to avoid misunderstandings when the experiment is in progress.

Introduction

Les plans d'expérience constituent essentiellement une stratégie de planification d'expériences afin d'obtenir des conclusions solides et adéquates de manière efficace et économique. Il convient que le choix du plan d'expérience dépende de la nature des questions à traiter, du degré de généralité recherché pour les conclusions, et des ressources disponibles (matériau expérimental, personnel, contraintes de temps). Une expérience convenablement organisée conduira fréquemment à une analyse et à une interprétation statistique relativement simples des résultats.

Au cours des dernières années, l'application des plans d'expérience s'est développée, particulièrement en raison du fait reconnu que ceux-ci sont essentiels pour l'amélioration de la qualité des biens et des services. Bien que la maîtrise statistique de la qualité, les solutions managériales, les inspections, et autres outils de qualité remplissent également cette fonction, le plan d'expérience représente la méthodologie par excellence dans le cas d'un environnement de paramètres complexes, variables et interactifs. D'un point de vue historique, les plans d'expérience ont évolué et se sont développés dans le secteur de l'agriculture. La médecine a également bénéficié d'une longue histoire de plans d'expérience élaborés avec soin. Actuellement, les environnements industriels témoignent de bénéfices considérables de la méthodologie, en raison de la facilité d'initiation des efforts (logiciels d'application conviviaux), d'une meilleure formation, de défenseurs influents, et des nombreux succès obtenus grâce aux plans d'expérience.

Les expériences factorielles (voir 2.1) fournissent une méthodologie d'étude des interrelations parmi les multiples facteurs d'intérêt pour la personne qui réalise l'expérience. Ces types d'expériences peuvent être bien plus efficaces et effectifs que les expériences intuitives du type «un facteur à la fois». Les expériences factorielles conviennent particulièrement pour déterminer le fait qu'un facteur se comporte différemment (comme reflété dans la réponse expérimentale) avec des variantes différentes d'autres facteurs. La «percée» de qualité provient fréquemment de la synergie révélée par une étude d'interactions (voir 1.17). Lorsque le nombre de facteurs considérés est important, les expériences factorielles peuvent alors dépasser les ressources. Cependant, les plans factoriels fractionnés (voir 2.1.1) offrent un compromis possible. En effet, lorsque le but initial est d'identifier les facteurs justifiant d'autres analyses, les plans de «screening» (voir 2.2) peuvent être utiles.

La planification d'une expérience nécessite de limiter les biais dus aux conditions expérimentales ou à l'affectation des traitements aux unités expérimentales. Les sujets tels que «randomisation» (voir 1.29) et «mise en blocs» (voir 1.28) traitent de la réduction des effets de nuisance ou des éléments étrangers. Les stratégies spécifiques de mise en blocs comprennent les plans en blocs randomisés (voir 2.3.1), les plans en carré latin (voir 2.3.2) et leurs variantes, ainsi que les plans en blocs incomplets équilibrés (voir 2.3.4.1).

En considérant le plan d'expériences comme un processus évolutif avec un objectif d'amélioration continue, les plans à surface de réponse (voir 2.4) jouent un rôle pivot. En tenant compte des niveaux multiples de facteurs clés, les méthodes de surface de réponse conviennent parfaitement aux effets curvilignes à proximité des points optimaux.

Les plans pour l'étude de mélanges (voir 2.5) traitent de situations dans lesquelles les facteurs constituent les proportions d'un ensemble, telles que les ingrédients d'un alliage. Les plans emboîtés (voir 2.6) sont particulièrement utiles dans les essais interlaboratoires.

Les méthodes d'analyse des données recueillies sont directes, lorsque l'expérience est effectuée selon le plan. Les méthodes graphiques (voir 3.1) peuvent être particulièrement efficaces pour révéler des conclusions générales. L'estimation des paramètres d'un modèle (voir 1.1 et suivants) s'effectue communément en utilisant l'analyse de régression (voir 3.3). Les méthodes d'analyse de régression peuvent également traiter des difficultés rencontrées avec les données manquantes, l'identification des points aberrants, et autres problèmes.

Il convient qu'un bon plan d'expérience

- a) intègre une connaissance et une expérience antérieures dans le choix des facteurs, de leurs niveaux, et dans la description des hypothèses;

- b) fournisse les informations correspondantes avec le minimum d'efforts;
- c) assure, avant l'expérience, que le plan est capable d'atteindre les objectifs de l'expérience avec la précision souhaitée;
- d) reflète la nature séquentielle de la plupart des analyses;
- e) spécifie à la fois la disposition et la séquence des traitements expérimentaux afin d'éviter les malentendus lorsque l'expérience est en cours.

iTeh STANDARD PREVIEW
(standards.iteh.ai)

ISO 3534-3:1999

<https://standards.iteh.ai/catalog/standards/sist/7a79642d-1e88-40cc-a71e-f07fc1210f97/iso-3534-3-1999>

Statistics — Vocabulary and symbols —

Part 3:
Design of experiments

Statistique — Vocabulaire et symboles —

Partie 3:
Plans d'expérience

Scope

This part of ISO 3534 defines the terms used in the field of design of experiments and may be used in the drafting of other International Standards.

Domaine d'application

La présente partie de l'ISO 3534 définit les termes utilisés dans le domaine des plans d'expérience et peut être utilisée pour l'élaboration d'autres Normes internationales.

<https://standards.iteh.ai/catalog/standards/sist/7a79642d-1e88-40cc-a71e-f07fc1210f97/iso-3534-3-1999>

1 General terms

1.1 model

description relating the response variable to predictor variable(s) and including attendant assumptions

NOTE 1 The model consists of three parts. The first part is the **response** (1.2) that is being modelled. The second part is the deterministic or the systematic part of the model that includes **predictor variable(s)** (1.3). Finally, the third part is the random, error or stochastic part of the model, which can be quite elaborate. For example, the error term can incorporate a **dispersion effect** (1.14) that allows for increasing variability in the response with larger actual values of the response. See also (1.2) and (1.3).

EXAMPLE 1 The lifetime of a component is related to the environmental conditions that it experiences.

EXAMPLE 2 A formal model is:

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}$$

where

y_{ij} is the response at level i of factor A and level j of factor B;

μ is the overall mean response;

α_i is the incremental effect of factor A at level i ;

β_j is the incremental effect of factor B at level j ;

ε_{ij} is the error term.

The response part of the model consists simply of y_{ij} . The predictive part of this model is $\mu + \alpha_i + \beta_j$ consisting of an overall mean response and two terms related to the effects of factors. The random or error part of this model consists of ε_{ij} that includes inherent variability in the process which produces the response.

EXAMPLE 3 A commonly used model is:

$$y_{ijk} = \alpha_i + \beta_i + \tau_{ij} + \varepsilon_{ijk}$$

where

y_{ijk} is the response of the k th replicate;

α_i is the adjustment due to factor 1;

β_i is the adjustment due to factor 2;

τ_{ij} is the adjustment due to interaction of the factors;

ε_{ijk} is the error term.

1 Termes généraux

1.1 modèle

description associant la variable de réponse à la (aux) variable(s) de prédiction et comprenant les hypothèses associées

NOTE 1 Le modèle comprend trois parties. La première partie est la **réponse** (1.2) modélisée. La seconde partie est la partie déterministe ou systématique du modèle qui peut inclure la (les) **variable(s) de prédiction** (1.3). Enfin, la troisième partie est la partie aléatoire stochastique ou d'erreur du modèle, qui peut être tout à fait élaborée. Par exemple, le terme erreur peut intégrer l'**effet de dispersion** (1.14) qui permet d'accroître la variabilité de la réponse avec des valeurs réelles plus grandes. Voir également (1.2) et (1.3).

EXEMPLE 1 La durée de vie d'un composant est liée aux conditions environnementales auxquelles il est soumis.

EXEMPLE 2 Un modèle formel est le suivant:

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ij}$$

où

y_{ij} est la réponse au niveau i du facteur A et au niveau j du facteur B;

μ est la réponse moyenne globale;

α_i est l'effet d'incrément du facteur A au niveau i ;

β_j est l'effet d'incrément du facteur B au niveau j ;

ε_{ij} est le terme d'erreur.

La partie réponse du modèle est constituée simplement par y_{ij} . La partie prédictive de ce modèle est $\mu + \alpha_i + \beta_j$ qui consiste en une réponse moyenne globale et en deux termes relatifs aux effets des facteurs. La partie aléatoire ou d'erreur de ce modèle comprend ε_{ij} qui intègre la variabilité inhérente au processus qui produit la réponse.

EXEMPLE 3 Un modèle communément utilisé est:

$$y_{ijk} = \alpha_i + \beta_i + \tau_{ij} + \varepsilon_{ijk}$$

où

y_{ijk} est la réponse de la k ième réplique;

α_i est l'ajustement dû au facteur 1;

β_i est l'ajustement dû au facteur 2;

τ_{ij} est l'ajustement dû à l'interaction des facteurs;

ε_{ijk} est le terme d'erreur.

The terminology “adjustment” is used instead of “incremental effect” as in example 2, since here the formal mathematical model does not include an overall mean term. Furthermore y_{ijk} (ε_{ijk}) is used in this example rather than y_{ij} (ε_{ij}) to acknowledge the potential existence of replicates.

EXAMPLE 4 Another formal model is:

$$y_i = e^{\beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2} + \varepsilon_i$$

where

y_i is the response corresponding to x_i ;

$e^{\beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2}$ represents the mean response corresponding to x_i ;

ε_i is the error term.

NOTE 2 The above description of a model not only applies to the classical linear models with additive error but also to generalized linear models, where the error can be described by a variety of distributions including the binomial, Poisson, exponential, gamma and normal distributions.

1.2 response variable

variable representing the outcome of an experiment

NOTE 1 A common synonym is “output variable”.

NOTE 2 The term “dependent variable” is not recommended as a synonym due to potential confusion with independence (see reference [1] in the bibliography, ISO 3534-1:1993, 1.11).

NOTE 3 It may be that the response variable is vector-valued because several responses are recorded from each experimental unit.

1.3 predictor variable

variable that can contribute to the explanation of the outcome of an experiment

NOTE 1 Common synonyms include “input variable”, “descriptor variable” and “explanatory variable”.

NOTE 2 The extent to which a given predictor variable can be controlled dictates its potential role in a designed experiment. Predictor variables can be controllable (fixed), modifiable (controllable only for short duration or at considerable expense) or uncontrollable (random).

NOTE 3 A predictor variable can include a random element in it or it can, for example, be from a set of qualitative classes which can be observed or assigned without random error.

NOTE 4 “Independent variable” is not recommended as a synonym due to potential confusion with independence (see ISO 3534-1:1993, 1.11).

Le terme «ajustement» est utilisé au lieu «d'effet d'incrément» comme dans l'exemple 2, puisqu'ici le modèle mathématique formel n'inclut pas un terme moyen global. En outre y_{ijk} (ε_{ijk}) est utilisé dans cet exemple plutôt que y_{ij} (ε_{ij}) pour reconnaître l'existence possible de répliques.

EXEMPLE 4 Un autre modèle formel est:

$$y_i = e^{\beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2} + \varepsilon_i$$

où

y_i est la réponse correspondant à x_i ;

$e^{\beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2}$ représente la réponse moyenne correspondant à x_i ;

ε_i est le terme d'erreur.

NOTE 2 La description ci-dessus du modèle ne s'applique pas uniquement aux modèles linéaires classiques avec l'addition d'une erreur mais également aux modèles linéaires généralisés, lorsque l'erreur peut être décrite par un grand nombre de lois incluant les lois binomiale, de Poisson, exponentielle, gamma et normale.

1.2 variable de réponse

variable représentant le résultat d'une expérience

NOTE 1 «Variable de sortie» est un synonyme courant.

NOTE 2 Le terme «variable dépendante» n'est pas recommandé comme synonyme en raison de la confusion possible avec «indépendance» [ISO 3534-1:1993, 1.11 (voir référence [1] à la bibliographie)].

NOTE 3 Il se peut que la variable de réponse soit vectorielle du fait que plusieurs réponses sont enregistrées sur chaque unité expérimentale.

1.3 variable de prédiction

variable susceptible de contribuer à l'explication du résultat d'une expérience

NOTE 1 Les synonymes courants incluent «variable d'entrée», «variable descriptive» et «variable explicative».

NOTE 2 Le degré auquel une variable de prédiction donnée peut être maîtrisée régit son rôle potentiel dans un plan d'expérience. Les variables de prédiction sont susceptibles d'être maîtrisées (fixes), modifiables (maîtrisées uniquement pendant une courte période ou à un coût considérable) ou non maîtrisées (aléatoires).

NOTE 3 Une variable de prédiction peut comporter un élément aléatoire ou peut être, par exemple, un ensemble de classes de qualité qui peuvent être observées ou affectées sans erreur aléatoire.

NOTE 4 «Variable indépendante» n'est pas recommandée comme synonyme en raison de la confusion possible avec «indépendance» (ISO 3534-1:1993, 1.11).

1.4 design region design space

set of allowable values for the predictor variables

1.5 factor

predictor variable that is varied with the intent of assessing its effect on the response variable

NOTE 1 A factor may provide an assignable cause for the outcome of an experiment.

NOTE 2 The use of factor here is more specific than its generic use as a synonym for **predictor variable** (1.3).

NOTE 3 A factor may be associated with the creation of **blocks** (1.11).

1.6 level

potential setting, value or assignment of a factor

NOTE 1 A synonym is the value of a predictor variable.

NOTE 2 The term "level" is normally associated with a quantitative characteristic. However, it also serves as the term describing the version or setting of qualitative characteristics.

EXAMPLE The ordinal-scale levels of a catalyst may be presence and absence. Four levels of a heat treatment may be 100 °C, 120 °C, 140 °C and 160 °C. The nominal-scale variable for a laboratory can have levels A, B and C, corresponding to three facilities.

NOTE 3 Responses observed at the various levels of a factor provide information for determining the effect of the factor within the range of levels of the experiment. Extrapolation beyond the range of these levels is usually inappropriate without a firm basis for assuming model relationships. Interpolation within the range may depend on the number of levels and the spacing of these levels. It is usually reasonable to interpolate, although it is possible to have discontinuous or multi-modal relationships that cause abrupt changes within the range of the experiment. The levels may be limited to certain selected fixed values (whether these values are or are not known) or they may represent purely random selection over the range to be studied.

1.4 zone du plan espace du plan

ensemble de valeurs admissibles pour les variables de prédiction

1.5 facteur

variable de prédiction qui varie en vue de l'évaluation de son effet sur la variable de réponse

NOTE 1 Un facteur peut fournir une cause assignable aux résultats d'une expérience.

NOTE 2 Ici, le terme «facteur» est plus spécifique que son utilisation générique en tant que synonyme de **variable de prédiction** (1.3).

NOTE 3 Un facteur peut être associé à la création de **blocs** (1.11).

1.6 niveau

mise en œuvre, valeur ou affectation potentielle d'un facteur

NOTE 1 «Valeur d'une variable de prédiction» est un synonyme.

NOTE 2 Le terme «niveau» est plus généralement associé à une caractéristique quantitative. Cependant, il est également utilisé pour décrire la variante ou la mise en œuvre de caractéristiques qualitatives.

EXEMPLE Les niveaux d'échelle ordinale d'un catalyseur peuvent être sa présence ou son absence. Quatre niveaux d'un traitement thermique peuvent être 100 °C, 120 °C, 140 °C et 160 °C. La variable d'échelle nominale de laboratoire peut avoir les niveaux A, B et C, correspondant à trois installations.

NOTE 3 Les réponses obtenues aux différents niveaux d'un facteur fournissent une information sur l'effet du facteur dans le domaine des niveaux inclus de l'expérience. Une extrapolation hors de ce domaine est généralement inadéquate, à moins que l'on ait de solides raisons d'admettre l'existence d'un modèle de relation fonctionnelle. L'interpolation à l'intérieur du domaine peut dépendre du nombre de niveaux et de leur échelonnement. Elle est généralement raisonnable, bien qu'il puisse exister des relations discontinues ou multimodales entraînant des changements brusques à l'intérieur même du domaine étudié. Les niveaux peuvent être soit limités à certaines valeurs délibérément choisies (que celles-ci soient ou non connues), soit résulter d'une sélection purement aléatoire à l'intérieur du domaine à étudier.

1.7 experimental error

variation in the response variable beyond that accounted for by the factors, blocks or other attributable sources in the conduct of the experiment

NOTE 1 It is a common characteristic of experiments that, when repeated, results vary from trial to trial, though the experimental materials, environmental conditions and the experimental operations have been carefully controlled. Thus, experimental error is a common occurrence. This variation introduces a degree of uncertainty into conclusions drawn from these results, and consequently, should be considered when reaching conclusions.

NOTE 2 Specific refinements to this broad conceptual error framework for the individual response variables are provided by the terms **residual** (1.21), **residual error** (1.22) and **pure error** (1.23).

NOTE 3 Of related interest to experimental error are the terms repeatability standard deviation (ISO 3534-1:1993, 3.17) and reproducibility standard deviation (ISO 3534-1:1993, 3.22) which apply in the experimental design context directly if the actual design of the experiment is in accordance with repeatability conditions (ISO 3534-1:1993, 3.16) or reproducibility conditions (ISO 3534-1:1993, 3.21), respectively.

1.8 variance component

variance of a random variable describing a factor effect or experimental error

NOTE 1 In the model, $y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$, where τ_i is a level chosen at random from an infinite set of values and the distributions of τ_i and ε_{ij} are independent, both τ_i and ε_{ij} are random variables. Once the random selection from the infinite set of possible levels is made, then analysis proceeds on the basis of the realizations of τ_i . In view of the probabilistic structure, it is reasonable to consider an equation involving the variances: $\text{Var}(y_{ij}) = \text{Var}(\tau_i) + \text{Var}(\varepsilon_{ij})$, the right hand side denoted $\sigma_\tau^2 + \sigma_\varepsilon^2$. Symbolically, σ_τ^2 and σ_ε^2 are the variance components of y_{ij} .

NOTE 2 Other models can be envisaged that include nested or crossed factors.

1.9 experimental unit

entity receiving a particular treatment, subsequently yielding a value of the response variable

1.10 treatment

specific setting of every factor

1.7 erreur expérimentale

variation de la variable de réponse au-delà de celle attendue des facteurs, des blocs ou autres sources attribuables lors de l'expérience

NOTE 1 La non-constance des résultats est une caractéristique commune à toutes les expériences, lorsque celles-ci sont répétées, même si les matériaux expérimentaux, les conditions d'environnement et les opérations expérimentales sont soigneusement contrôlés. En conséquence, l'erreur expérimentale est une occurrence courante. Cette erreur, introduit un degré d'incertitude dans les conclusions tirées des résultats; par conséquent, il convient de la prendre en considération lorsqu'on énonce les conclusions.

NOTE 2 Les améliorations spécifiques de ce large cadre conceptuel d'erreur pour les variables de réponses individuelles sont fournies par les termes **résidu** (1.21), **erreur résiduelle** (1.22), et **erreur pure** (1.23).

NOTE 3 Les termes «écart-type de répétabilité» (ISO 3534-1:1993, 3.17) et «écart-type de reproductibilité» (ISO 3534-1:1993, 3.22) sont intéressants relativement à l'erreur expérimentale et s'appliquent directement dans le contexte de plan d'expérience lorsque le plan réel d'expérience est conforme aux «conditions de répétabilité» (ISO 3534-1:1993, 3.16) ou aux «conditions de reproductibilité» (ISO 3534-1:1993, 3.21), respectivement.

1.8 composante de variance

variance d'une variable aléatoire qui décrit un effet de facteur ou une erreur expérimentale

NOTE 1 Dans le modèle, $y_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij}$, où τ_i est un niveau choisi au hasard parmi un ensemble infini de valeurs et où les distributions de τ_i et ε_{ij} sont indépendantes, τ_i et ε_{ij} sont des variables aléatoires. Une fois le choix aléatoire effectué à partir de l'ensemble infini des niveaux possibles, l'analyse s'effectue alors sur la base des réalisations de τ_i . En observant la structure probabiliste, il est raisonnable de considérer une équation impliquant les variances: $\text{Var}(y_{ij}) = \text{Var}(\tau_i) + \text{Var}(\varepsilon_{ij})$, le membre de droite étant noté $\sigma_\tau^2 + \sigma_\varepsilon^2$. Symboliquement, σ_τ^2 et σ_ε^2 sont les composantes de variance de y_{ij} .

NOTE 2 D'autres modèles, qui incluent les facteurs emboîtés et les facteurs croisés, peuvent être envisagés.

1.9 unité expérimentale

entité qui reçoit un traitement particulier, produisant ensuite une valeur de la variable de réponse

1.10 traitement

mise en œuvre spécifique de chaque facteur

1.11 block

collection of experimental units more homogeneous than the full set of **experimental units** (1.9) (see also 1.28)

NOTE 1 The term "block" originated in agricultural experiments in which a field was subdivided into sections having common conditions, such as exposure to the wind, proximity to underground water or thickness of the arable layer. In other situations, blocks are based on batches of raw material, operators, the number of units studied in a day, etc.

NOTE 2 Generally, recognition of the existence of blocks may affect how the treatments are assigned to experimental units.

1.12 one-factor experiment

experiment in which a single factor is investigated as to its effect (if any) on the response variable

EXAMPLE Consider the model:

$$y = \mu_i + \varepsilon$$

where

y is the response variable;

μ_i is the mean response at the i th level of the factor;

ε is a random variable capturing all other effects and sources of variation.

This model relates the response variable y to the effect μ_i (depending on the corresponding level of the factor) and an error term ε . Differences in the μ_i reflect the influence of the factor on the response variable (in this case the mean response value as a function of the level of the factor).

An alternate representation of this model is

$$y = \mu + \alpha_i + \varepsilon$$

where

y is the response variable;

μ is the overall mean response;

α_i is the incremental effect due to the i th level of the factor;

ε is a random variable capturing all other effects and sources of variation.

1.11 bloc

groupement d'unités expérimentales plus homogènes que l'ensemble complet des **unités expérimentales** (1.9) (voir aussi 1.28)

NOTE 1 Le terme «bloc» provient des expériences agronomiques dans lesquelles un champ est subdivisé en sections présentant des conditions communes telles que: exposition au vent, proximité d'eau souterraine ou épaisseur de la couche de terre arable. Dans d'autres situations, les blocs sont constitués par des lots de matières premières, des opérateurs, le nombre d'unités étudiées dans une même journée, etc.

NOTE 2 En général, le fait de reconnaître l'existence des blocs peut affecter la manière dont les traitements sont affectés aux unités expérimentales.

1.12 expérience à un facteur

expérience au cours de laquelle un seul facteur est analysé eu égard à son effet (le cas échéant) sur la variable de réponse

EXEMPLE Considérons le modèle

$$y = \mu_i + \varepsilon$$

où

y est la variable de réponse;

μ_i est la réponse moyenne au $i^{\text{ème}}$ niveau du facteur;

ε est une variable aléatoire groupant tous les autres effets et sources de variation.

Ce modèle associe la variable de réponse y à l'effet μ_i (en fonction du niveau correspondant du facteur) et à un terme d'erreur ε . Les différences de μ_i reflètent l'influence du facteur sur la variable de réponse (dans ce cas, la valeur de la réponse moyenne est fonction du niveau du facteur).

Une autre représentation du modèle est

$$y = \mu + \alpha_i + \varepsilon$$

où

y est la variable de réponse;

μ est la réponse moyenne globale;

α_i est l'effet d'incrément dû au $i^{\text{ème}}$ niveau du facteur;

ε est une variable aléatoire groupant tous les autres effets et sources de variation.

1.13 main effect

influence of a single factor on the mean of the response variable

NOTE For a factor with two levels, the main effect relates to the change in the response in going from one level to the other. If the levels are designated -1 (for low) and $+1$ (for high), then the main effect of the factor is estimated as the average response when the factor level is $+1$ minus the average response when the factor level is -1 . Consider the model:

$$y = \mu + \beta X + \varepsilon$$

where y , μ , and ε are as in 1.12, X is $+1$ or -1 as just described, and β represents the adjustment for the factor X . Note that an estimate of β is equal to one half the main effect for the factor X . If β were equal to zero, then X does not affect the mean of the response variable (it is the same regardless of the level of X being $+1$ or -1) so that the main effect of X is zero.

1.14 dispersion effect

influence of a single factor on the variance of the response variable

NOTE It is important to recognize that a factor that does not have much influence on the mean response may have dramatic effects on the variability of the response. In such situations, a particular level of the factor can be much more desirable in terms of achieving low variability or consistency in the responses. It is also possible that a factor can influence both the mean and the variance of the response variable.

1.15 two-factor experiment

experiment in which two distinct factors are simultaneously investigated for possible effects on the response variable

NOTE If the two factors operate without interfering with each other, the term "main effect" necessarily still applies. Namely, for each factor the main effect is its contribution to the mean of the response variable.

1.16 k -factor experiment

experiment in which k distinct factors ($k \geq 2$) are simultaneously investigated for possible effects on the response variable

NOTE A synonym is "multi-factor experiment".

1.13 effet principal

influence d'un seul facteur sur la moyenne de la variable de réponse

NOTE Pour un facteur à deux niveaux, l'effet principal est lié au changement de réponse d'un niveau à l'autre. Lorsque les niveaux sont désignés par -1 (pour inférieur) et $+1$ (pour supérieur), l'effet principal est alors estimé comme la réponse moyenne lorsque le niveau de facteur est $+1$ moins la réponse moyenne lorsque le niveau de facteur est -1 . Considérons le modèle

$$y = \mu + \beta X + \varepsilon$$

où y , μ , et ε sont tels que décrits en 1.12, X est $+1$ ou -1 comme décrit ci-dessus, et β représente l'ajustement pour le facteur X . Noter qu'une estimation de β est égale à la moitié de l'effet principal pour le facteur X . Si β était égal à zéro, alors X n'affecterait pas la moyenne de la variable de réponse (qui est la même quel que soit le niveau de X , $+1$ ou -1) de sorte que l'effet principal de X serait zéro.

1.14 effet de dispersion

influence d'un seul facteur sur la variance de la variable de réponse

NOTE Il est important de reconnaître qu'un facteur qui n'a guère d'influence sur la réponse moyenne peut avoir des effets considérables sur la variabilité de la réponse. Dans de telles situations, un niveau particulier du facteur peut être bien plus souhaitable en termes de réalisation d'une faible variabilité ou cohérence des réponses. Il est également possible qu'un facteur influence à la fois la moyenne et la variance de la variable de réponse.

1.15 expérience à deux facteurs

expérience dans laquelle deux facteurs distincts sont analysés simultanément pour leurs effets possibles sur la variable de réponse

NOTE Lorsque les deux facteurs agissent indépendamment l'un de l'autre, le terme «effet principal» continue de s'appliquer. Ainsi, pour chaque facteur, l'effet principal est sa contribution à la moyenne de la variable de réponse.

1.16 expérience à k facteurs

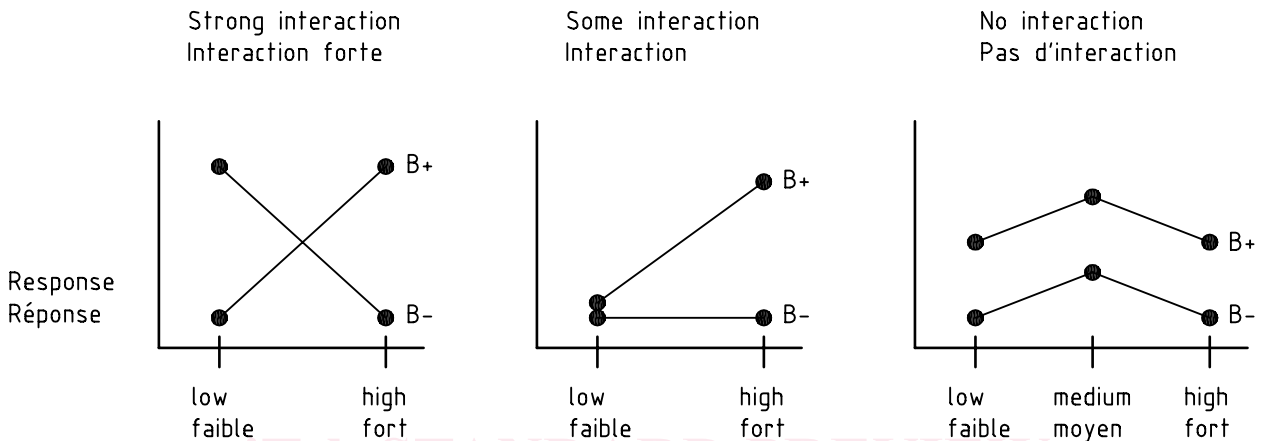
expérience dans laquelle k facteurs distincts ($k \geq 2$) sont analysés simultanément pour leurs effets possibles sur la variable de réponse

NOTE Un synonyme courant est «expérience à facteurs multiples».

1.17 interaction

effect for which the apparent influence of one factor on the response variable depends upon one or more other factors

NOTE 1 Interaction indicates an inconsistency of the main effect of a factor on the response depending on the level of another factor. Differential effect is used as a synonym. The following figure indicates these phenomena.



NOTE 2 Most commonly, interactions are considered involving only two factors and are more precisely referred to as either two-way interactions or first order interactions. Of course, it is possible that three factors, for example A, B, and C, interact in the sense that the first order interaction of AB depends on the level of factor C. In this case, there is a second order interaction. Similarly, third, fourth, and higher order interactions can be conceived.

NOTE 3 Example 3 in 1.1 provides a formal model representation of an experiment with two factors and the two-way or first order interaction τ_{ij} between them.

1.18 confounding

combining deliberately two or more effects (main and/or interaction) so as to be indistinguishable

NOTE Confounding is an important technique which permits, for example, the effective use of specified blocks in some experimental designs. This is accomplished by deliberately pre-selecting certain effects (main or interactions) as being of little interest, and arranging the design so that it confounds them with block effects, while keeping the other more important effects free from such complications. Confounding may be deliberately used to diminish the number of trials of the **experimental plan** (1.30). Sometimes, however, confounding results from inadvertent changes to a design during the running of an experiment or from incomplete planning of the design, and it serves to diminish, or even to invalidate, the effectiveness of an experiment.

1.17 interaction

effet pour lequel l'influence apparente d'un facteur sur la variable de réponse dépend d'un ou de plusieurs autres facteurs

NOTE 1 L'interaction indique une incohérence de l'effet principal d'un facteur sur la réponse selon le niveau d'un autre facteur. «Effet différentiel» est utilisé comme synonyme. La figure suivante indique ces phénomènes.

NOTE 2 Le plus couramment, on considère que les interactions n'impliquent que deux facteurs et qu'elles sont des interactions à deux entrées ou de premier ordre. Évidemment, il est possible que trois facteurs, à savoir A, B et C, interagissent dans le sens où l'interaction de premier ordre de AB dépend du niveau du facteur C. Dans ce cas, il existe une interaction de second ordre. De façon similaire, il est possible de concevoir des interactions de troisième, quatrième ordre et d'ordre supérieur.

NOTE 3 L'exemple 3 en 1.1 donne une représentation de modèle formel d'une expérience avec deux facteurs et l'interaction à deux entrées ou de premier ordre τ_{ij} entre eux.

1.18 concomitance

combinaison volontaire de deux ou de plusieurs effets (principal et/ou d'interaction) de sorte qu'ils ne puissent pas être distingués

NOTE La concomitance est une technique importante qui permet par exemple, dans certains plans d'expérience, l'emploi efficace de blocs spécifiés. Elle consiste à choisir volontairement à l'avance certains effets (principaux ou d'interaction) considérés comme de peu d'intérêt, puis à construire le plan de telle façon qu'ils se trouvent confondus avec des effets blocs, tandis que les effets les plus importants échappent à la concomitance. La technique de concomitance peut être utilisée pour réduire le nombre d'essais du **plan d'expérience** (1.30). Parfois, cependant, la concomitance provient de modifications involontaires intervenant dans le plan au cours du déroulement d'une expérience, ou encore d'une planification incomplète; elle a alors pour conséquence de diminuer l'efficacité de l'expérience, ou même de rendre ses résultats sans valeur.

1.19**alias**

(statistics) effect (main or interaction) that is completely confounded with another main effect or interaction due to the nature of the experiment

1.20**curvature**

departure from a straight line relationship between the response variable and a predictor variable

NOTE 1 Curvature has meaning with quantitative predictor variables, but not with categorical (nominal) or qualitative (ordinal) predictor variables. Detection of curvature requires more than two levels of the factors. In some instances, replicated centre points (the factor set midway between the high and low settings of the factors) can allow the detection and assessment of curvature. Alternatively, an expanded range of the levels of the factor can be necessary to observe curvature.

NOTE 2 Returning to the model given in the example of 1.12, curvature can be readily modelled via a form such as:

$$Y = \mu + \beta X + \gamma X^2 + \varepsilon$$

If γ deviates from zero, there is evidence of curvature relative to the simple linear relation.

1.21**residual**

difference between an observed value of the response variable and the corresponding predicted value of the response variable

NOTE The predicted value of the response variable is based upon an assumed model, the parameters of which are estimated from the data.

EXAMPLE 1 $y_{ij} - \hat{\mu} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_j$ is the residual corresponding to the experimental unit with factor A set at level i and with factor B set at level j using the model in example 2 from 1.1.

EXAMPLE 2 $y_{ijk} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_j - \hat{\tau}_{ij}$ is a residual corresponding to the model in example 3 from 1.1.

EXAMPLE 3 $y_i - e\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_2 x_i^2$ is a residual corresponding to the model in example 4 from 1.1.

1.19**aliase****effet inséparable**

(statistique) effet (principal ou d'interaction) totalement confondu avec un autre effet principal ou d'interaction en raison de la nature de l'expérience

1.20**courbure**

écart par rapport à une relation linéaire entre la variable de réponse et une variable de prédiction

NOTE 1 La courbure a une signification avec des variables quantitatives de prédiction, mais non avec des variables de catégorie (nominales) ou qualitatives (ordinales) de prédiction. La détection d'une courbure nécessite plus de deux niveaux de facteurs. Dans certaines circonstances, les points centraux dupliqués (le facteur étant à mi-chemin entre les valeurs inférieure et supérieure des facteurs) peut détecter et évaluer la courbure. Alternativement, une plage étendue des niveaux du facteur peut être nécessaire pour observer la courbure.

NOTE 2 En se reportant au modèle donné à l'exemple du paragraphe 1.12, la courbure peut être immédiatement modélisée sous la forme suivante:

$$Y = \mu + \beta X + \gamma X^2 + \varepsilon$$

Lorsque γ s'écarte de zéro, la courbure par rapport à une simple relation linéaire est évidente.

1.21**résidu**

différence entre une valeur observée de la variable de réponse et la valeur prévue correspondante de la variable de réponse

NOTE La valeur prévue de la variable de réponse est fondée sur un modèle théorique, dont les paramètres sont estimés à partir des données.

EXEMPLE 1 $y_{ij} - \hat{\mu} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_j$ est une valeur résiduelle correspondant à l'unité expérimentale avec le facteur A fixé au niveau i et le facteur B fixé au niveau j en utilisant le modèle de l'exemple 2 donné en 1.1.

EXEMPLE 2 $y_{ijk} - \hat{\alpha}_i - \hat{\beta}_j - \hat{\tau}_{ij}$ est une valeur résiduelle correspondant au modèle de l'exemple 3 donné en 1.1.

EXEMPLE 3 $y_i - e\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i + \hat{\beta}_2 x_i^2$ est une valeur résiduelle correspondant au modèle de l'exemple 4 donné en 1.1.