

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE MATHÉMATIQUE ET
INFORMATIQUE

DEPARTEMENT INFORMATIQUE

N° :



DOMAINE : INFORMATIQUE

FILIERE : INFORMATIQUE

OPTION : Systèmes d'Information et
Génie Logiciel

Mémoire présenté pour l'obtention

Du diplôme de Master Académique

Par : BENCHETTOUH Salah Eddine

Intitulé

**Elaboration d'un système de prédiction des
pannes et de planification des
maintenances**

Soutenu devant le jury composé de :

Dr. Barkat Abdelbasset	Université de M'sila	Président
Dr. Mehenni Tahar	Université de M'sila	Rapporteur
Dr. Ouldmohamedi Najib	Université de M'sila	Examineur

Année universitaire : 2018 /2019

DEDICACE

A la mémoire de mon grand-père Benchettouh Kheir.

A mon père et à ma mère.

A toute ma grande famille pour la simplicité de la vie de tous les jours.

REMERCIEMENT

En premier lieu je remercie Le Bon Dieu le tout-puissant de m'avoir donné la force ainsi que la patience d'accomplir ce modeste travail.

Je remercie grandement mon encadreur MEHENNI TAHAR qui a su me rendre confiance lors des préparatifs de mon mémoire et a partagé de manière pédagogique et professionnelle ses conseils.

Je souhaite ensuite adresser mes remerciements au corps professionnel et administratif de la Faculté mathématiques et de l'informatique de l'Université Mohamed Boudiaf de Msila depuis ma première année jusqu'à ce jour.

Je voudrais enfin exprimer ma reconnaissance envers les amis et collègues qui par notre regroupement permanent dans notre université a apporté un soutien mutuel et moral pour finaliser notre tâche.

TABLE DE MATIERES

LISTE DES FIGURES	IV
LISTE DES TABLEAUX.....	V
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE 1 : DATA MINING	2
1. Introduction	3
2. Historique du data mining	3
3. Définition du data mining	4
4. Etapes du processus d'ECD	4
4.1 Nettoyage et intégration des données	5
4.2 Prétraitement des données	5
4.3 Fouille de données (Data Mining)	5
4.4 Evaluation et présentation	5
5. Les types de données appliqués au data mining	6
6. Apprentissage supervisé	6
6.1 La classification	7
6.2 La Régression	7
6.3 La différence entre la régression et la classification	7
7. Apprentissage non supervisé	8
7.1 Le Partitionnement de données « clustering »	8
7.2 Les Règle d'association	8
8. Applications de data mining	9
8.1 Santé	9
8.2 Education	9
8.3 Détection de fraude	10
8.4 Analyse du panier de marché	10
8.5 Segmentation de la clientèle	10
8.6 Banque financière	10
8.7 Ressources Humaines	11
8.8 Applications industrielles	11
9. Conclusion	11
CHAPITRE 02 : LA MAINTENANCE PREDICTIVE	12

1. Introduction	13
2. Contexte général en maintenance	13
3. Les types de maintenance	15
3.1 Maintenance corrective	15
3.1.1 Maintenance curative	15
3.1.2 Maintenance palliative	15
3.2 Maintenance préventive :	16
3.2.1 La maintenance préventive systématique	16
3.2.2 La maintenance préventive prévisionnelle	16
3.2.3 La maintenance préventive conditionnelle « prédictive »	17
4. Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance corrective	18
5. Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance préventive systématique	18
6. Limites de la maintenance prédictive	19
7. Techniques de surveillance utilisées en maintenance prédictive	19
7.1 la thermographie infrarouge	19
7.2 Analyse acoustique	19
7.3 Analyse des lubrifiants	19
7.4 L'analyse vibratoire	19
8. Comment la maintenance prédictive marche	20
9. Conclusion	22
CHAPITRE 3.....	23
PRESENTATION DU SYSTEME DE PREDICTION DES PANNES ET DE PLANIFICATION DES MAINTENANCES.....	23
1. Introduction	24
2. Les machines électromécaniques	24
2.1 Définition	24
2.2 Composant d'une machine	24
2.2.1 Moteur	24
2.2.2 Alimentation	24
2.2.3 Carte mère	24
2.2.4 Courroie	24
2.3 Catégories des machines	24
3. Principe de la classification naïve bayésienne	25

3.1 Définition	25
3.2 Modèle bayésien naïf	25
3.3 Construire un classifieur à partir du modèle probabilités	25
3.4 Pourquoi cet algorithme est-il naïf	26
3.5 Comment fonctionne le classifieur bayes naïf	26
3.6 Ses avantages	26
3.7 Ses Inconvénients	26
4. Description de notre système	27
4.1 Les attributs et leurs définitions	27
4.2 Les pannes et leurs méthodes de réparations	28
4.3 Composant de prédiction	29
4.4 Composant de planification	31
4.5 Exemples d'interfaces graphiques du système réalisé	32
4.6 Conclusion	38
CONCLUSION GENERALE	39
BIBLIOGRAPHIE	40

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Etapes du processus d'ECD.....	6
Figure 1.2 les Techniques du data mining.....	9
Figure 2.1 L'évolution de la maintenance.....	14
Figure 2.2 les types de maintenance.....	18
Figure 2.3 les techniques de surveillance utilisées en maintenance prédictive	20
Figure 2.4 les étapes d'exécution de la maintenance prédictive.....	21
Figure 3.1 Exemple 1 pour la prédiction des pannes.....	30
Figure 3.2 Exemple 2 pour la prédiction des pannes.....	31
Figure 3.3 Ecran d'accueil de l'application.....	32
Figure 3.4 Historique des pannes.....	33
Figure 3.5 Liste des machines.....	34
Figure 3.6 Prediction des pannes.....	35
Figure 3.7 Calendrier des maintenances.....	36
Figure 3.8 Planification des maintenances.....	37
Figure 3.9 envoyer des notifications.....	38

LISTE DES TABLEAUX

Table 3.1 Les attributs et leurs définitions.....	27
Table 3.2 Les pannes et leurs méthodes de réparations.....	28

INTRODUCTION GENERALE

La production de biens dans une entreprise est sa fonction primordiale. Elle est assurée par la bonne gestion de l'outil de travail. L'amélioration des performances de cet outil dépend des méthodes d'organisations et d'exploitations des machines ; c'est pourquoi la bonne gestion d'une entreprise de production consiste à assurer la bonne mise en marche des machines, et surtout, trouver des solutions à leurs inévitables pannes causant l'arrêt de la chaîne de travail, qui est, actuellement le domaine de la maintenance prédictive.

La maintenance prédictive permet d'optimiser les opérations de maintenance et de les effectuer au bon moment, en assurant le taux de disponibilité de l'équipement matériel de l'entreprise augmentant ainsi leur productivité.

Le projet consiste à élaborer un système de prédiction des pannes d'un ensemble de machines. Il comprend la réalisation des objectifs suivants : concevoir un système automatisé de prédiction de pannes en analysant les différentes sources de données tels que les profils des machines, les profils des clients, les profils des intervenants ainsi que l'historique des pannes ; ensuite faire la planification de maintenance qui permet d'intervenir éventuellement au moment opportun et avant la survenance des pannes.

Ce mémoire est organisé en TROIS CHAPITRES :

Dans le premier chapitre nous allons décrire en premier lieu l'historique du data mining, en précisant sa définition, puis nous toucherons les différentes étapes du processus ECD, ensuite les techniques utilisées dans le data mining « apprentissage supervisé et non supervisé ». Enfin nous citerons quelques applications du data mining dans quelques disciplines tel que l'éducation, la santé.

Dans le deuxième chapitre, nous décrirons le contexte général de maintenance tout en expliquant ces différents types. Puis nous nous accentuerons sur la maintenance prédictive en mettant au point ses avantages par rapport aux autres types de maintenance tout en citant ses limites, ensuite nous décrirons des différents techniques utilisées dans la maintenance prédictive.

Dans le dernier chapitre, nous présenterons notre travail en représentant en premier lieu les machines électromécaniques, la méthode de classification bayésienne naïve utilisée dans notre application pour la prédiction des pannes, ensuite une explication de notre approche du logiciel et enfin nous présenterons l'ensemble des interfaces graphique de notre application.

CHAPITRE 1

DATA MINING

1. Introduction :

Actuellement l'entreprise se plaint d'une surabondance de données souvent stockées dans différents médias. Ces méga bases qui ne cessent d'augmenter jour après jour sont peu ou mal exploitées alors qu'elles contiennent un énorme potentiel informationnel décisif. Pour répondre à tous ces besoins, il est primordial de mobiliser d'importants moyens afin d'extraire des informations déterminantes d'où la naissance du data mining qui constitue un support d'aide à la décision important dans des secteurs concurrentiels (domaine commercial, bancaire, assurances) [2].

2. Historique du data mining :

L'expression « data mining » serait apparue pour la première fois dans les années 60. Employée par les statisticiens, elle critiquait les pratiques de recherches de corrélations des données sans hypothèse de départ. Terme péjoratif, il était souvent associé à l'expression « data fishing » en opposition aux méthodes scientifiques de la communauté des statisticiens. Obtenant des résultats encourageants et faisant fi des critiques, les chercheurs en base de données ont persisté dans cette voie.

L'expression « data mining » réapparaît dans les années 80 quand certains chercheurs, notamment Rakesh Agrawal (chef de projet au centre de recherche IBM d'Almaden), commencent à travailler sur de volumineuses bases de données, persuadés de pouvoir valoriser les informations qu'elles contiennent.

L'apparition du microprocesseur et des bases de données ayant rendu accessible l'informatisation aux moyennes, grandes entreprises et administrations, d'importantes bases de données sont générées. Il est intéressant de noter que les bases de données volumineuses des années 80 « pesaient » 1 Mb (millions de bytes) alors qu'aujourd'hui elles font plusieurs terabytes (mille milliards de bytes).

Toujours dans les années 80, Gregory Piatetsky-Shapiro, travaillant pour GTE Laboratories, s'intéresse à l'extraction automatique des données. Il est interpellé par l'étude présentée par Gio Wiederhold à la conférence de Los Angeles en 1987, "Extracting Knowledge From Data". Pour cette étude, Gio Wiederhold a développé un programme nommé Rx Project afin d'analyser la base de données de l'hôpital de Stanford (contenant l'historique de 50 000 patients) recherchant des éventuelles corrélations (effets secondaires) sur les médicaments administrés. Ce fut un succès, Rx a découvert de nombreux effets secondaires totalement inconnus jusqu'alors.

Gregory Piatetsky-Shapiro est alors persuadé que le concept est prometteur et tente d'en convaincre sa direction ... En vain ... En 1989, il décide d'organiser un atelier sur la découverte de connaissance dans les bases de données, espérant stimuler la recherche dans ce domaine et convaincre enfin sa direction. Se pose

Alors un dilemme, quel nom donner à son atelier ? « Data mining » est toujours considéré comme un terme péjoratif, « Mining » n'est pas suffisamment explicite, « Database mining » est déjà utilisé (déposé par la société HNC Software pour Database Mining Workstation) ... Il choisit alors « Knowledge discovery in Databases » (KDD) qui souligne bien l'aspect découverte et insiste particulièrement sur la découverte de connaissance.

La communauté de recherche de découverte de connaissance s'est ensuite développée. Le premier atelier KDD-89, réunissant 50 participants, a généré des conférences internationales, de nombreux cours, des publications.

En 1997, est lancé le premier journal spécialisé « Data mining and knowledge discovery journal » publiée par Kluwers. (Aujourd'hui, ce journal est publié par Springer) [1].

3. Définition du data mining :

Le data mining est le **processus de découverte significatif de nouvelles corrélations, caractéristiques et tendances** en passant au crible de grandes quantités de données stockées dans des dépôts, en utilisant les technologies de reconnaissance de formes, des statistiques, et les techniques mathématiques".

Cependant, il existe d'autres définitions. Le data mining peut aussi être défini comme :« L'analyse de données d'observation fixes afin de trouver des relations insoupçonnées et représenter ces données de façon originale et compréhensible pour le preneur de décision » (Hand et al).

Il peut également être défini comme un « domaine interdisciplinaire qui utilise des techniques d'apprentissage automatique, de la reconnaissance des formes, des statistiques, des bases de données et de la visualisation pour l'extraction d'informations à partir de bases de données volumineuses " (Evangelos Simoudis) [13].

4. Étapes du processus d'ECD :

Les étapes d'un processus d'extraction de connaissances à partir des données

Ce processus comporte quatre étapes principales :

- Nettoyage et intégration des données,
- la préparation des données,
- la fouille de données (data mining)
- l'interprétation.

4.1 Nettoyage et intégration des données :

Le nettoyage des données consiste à traiter ces données bruitées, soit en les supprimant, soit en les modifiant de manière à tirer le meilleur profit. L'intégration est la combinaison des données provenant de plusieurs sources (base de données, sources externes, etc.). Le but de ces deux opérations est de générer des entrepôts de données et/ou des magasins de données spécialisés contenant les données traitées pour faciliter leurs exploitations futures.

4.2 Prétraitement des données :

Il peut arriver parfois que les bases de données contiennent à ce niveau un certain nombre de données incomplètes et/ou bruitées. Ces données erronées, manquantes ou inconsistantes doivent être traitées si cela n'a pas été fait précédemment. Dans le cas contraire, durant l'étape précédente, les données sont stockées dans un entrepôt. Cette étape permet de sélectionner et transformer des données de manière à les rendre exploitables par un outil de fouille de données. Cette seconde étape du processus d'ECD permet d'affiner les données. Si l'entrepôt de données est bien construit, le prétraitement de données peut permettre d'améliorer les résultats lors de l'interrogation dans la phase de fouille de données.

4.3 Fouille de données (Data Mining) :

La fouille de données (data mining en anglais), est le cœur du processus d'ECD. Il s'agit à ce niveau de trouver des pépites de connaissances à partir des données. Tout le travail consiste à appliquer des méthodes intelligentes dans le but d'extraire cette connaissance. Il est possible de définir la qualité d'un modèle en fonction de critères comme les performances obtenues, la fiabilité, la compréhensibilité, la rapidité de construction et d'utilisation et enfin l'évolutivité. Tout le problème de la fouille de données réside dans le choix de la méthode adéquate à un problème donné. Il est possible de combiner plusieurs méthodes pour essayer d'obtenir une solution optimale globale.

4.4 Evaluation et présentation :

Cette phase est constituée de l'évaluation, qui mesure l'intérêt des motifs extraits, et de la présentation des résultats à l'utilisateur grâce à différentes techniques de visualisation [3].

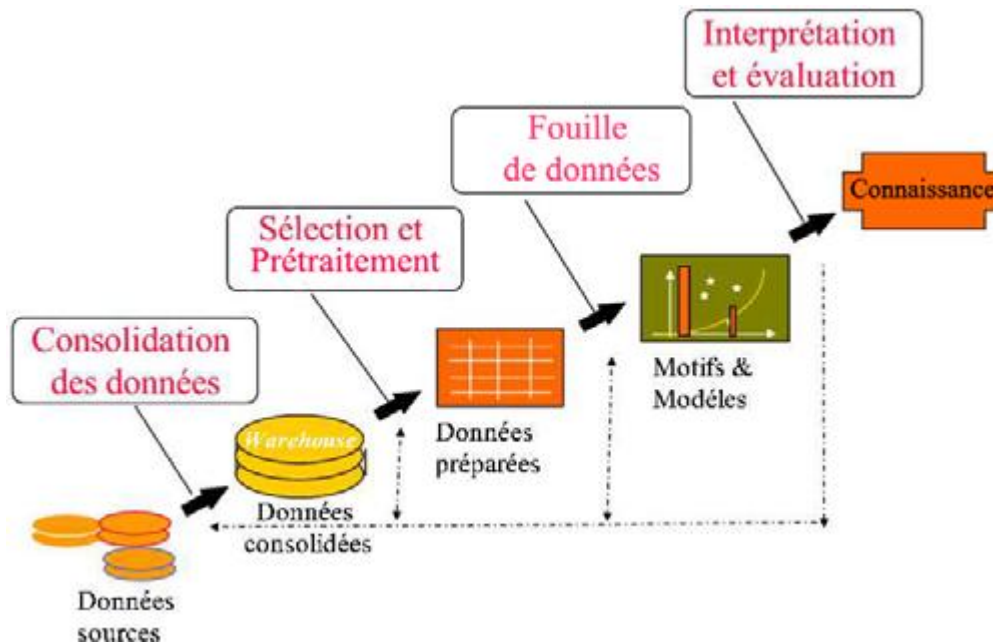


Figure 1.1 Etapes du processus d'ECD [14]

5. Les types de données appliqués au data mining :

1. BD's relationnelles
2. Data warehouses
3. BD's transactionnelles
4. BD's avancées
 1. BD's objet et objet-relationnelles
 2. BD's spatiales
 3. BD's Textes et multimedia
 4. BD's Hétérogènes [30].

6. Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé consiste en des variables d'entrée (x) et une variable de sortie (Y). Vous utilisez un algorithme pour apprendre la fonction de mappage de l'entrée à la sortie.

$$Y = f(X)$$

Le but est d'appréhender si bien la fonction de mappage que lorsque vous avez de nouvelles données d'entrée (x), vous pouvez prédire les variables de sortie (Y) pour ces données [15].

6.1 La classification :

La classification est la tâche la plus commune de la fouille de données qui semble être une tâche humaine primordiale. Afin de comprendre notre vie quotidienne, nous sommes constamment obligés à classer, catégoriser et évaluer. La classification consiste à étudier les caractéristiques d'un nouvel objet pour l'attribuer à une classe prédéfinie. Les objets à classer sont généralement des enregistrements d'une base de données, la classification consiste à mettre à jours chaque enregistrement en déterminant la valeur d'un champ de classe. Le fonctionnement de la classification se décompose en deux phases. La première étant la phase d'apprentissage. Dans cette phase, les approches de classification utilisent un jeu d'apprentissage dans lequel tous les objets sont déjà associés aux classes de références connues. L'algorithme de classification apprend du jeu d'apprentissage et construit un modèle. La seconde phase est la phase de classification proprement dite, dans laquelle le modèle appris est employé pour classer de nouveaux objets.

6.2 La Régression :

La régression est la méthode utilisée pour l'estimation des valeurs continues. Son objectif est de trouver le meilleur modèle qui décrit la relation entre une variable continue de sortie et une ou plusieurs variables d'entrée. Il s'agit de trouver une fonction f qui se rapproche le plus possible d'un scénario donné d'entrées et de sorties [4].

6.3 La différence entre la régression et la classification :

La régression et la classification sont des techniques d'exploration de données utilisées pour résoudre des problèmes similaires, mais elles sont souvent confondues. Les deux sont utilisés dans l'analyse de prédiction, mais la régression est utilisée pour prédire une valeur numérique ou continue, tandis que la classification attribue des données à des catégories discrètes.

Par exemple, la régression serait utilisée pour prédire la valeur d'une maison en fonction de son emplacement, de son prix lors de la dernière vente, du prix de maisons similaires et d'autres facteurs. La classification serait appropriée si vous souhaitez organiser les maisons en catégories, telles que la taille du terrain ou le taux de criminalité...etc. [16].

7. Apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé consiste à ne disposer que de données d'entrée (X) et pas de variables de sortie correspondantes.

L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de modéliser la structure ou la distribution sous-jacente dans les données afin d'en apprendre davantage sur les données [15].

7.1 Le Partitionnement de données « clustering » :

Le clustering (ou la segmentation) est le regroupement d'enregistrements ou des observations en classes d'objets similaires. Un cluster est une collection d'enregistrements similaires l'un à l'autre, et différents de ceux existants dans les autres clusters.

La différence entre le clustering et la classification est que dans le clustering il n'y a pas de variables sortantes. La tâche de clustering ne classe pas, n'estime pas, ne prévoit pas la valeur d'une variable sortante. Au lieu de cela, les algorithmes de clustering visent à segmenter la totalité de données en dessous groupes relativement homogènes. Ils maximisent l'homogénéité à l'intérieur de chaque groupe et la minimisent entre les différents groupes [4].

7.2 Les Règle d'association :

Dans le domaine du data mining la recherche des **règles d'association** est une méthode populaire étudiée d'une manière approfondie dont le but est de découvrir des relations ayant un intérêt pour le statisticien entre deux ou plusieurs variables stockées dans de très importantes bases de données. Piatetsky-Shapiro présentent des règles d'association extrêmement fortes découvertes dans des bases de données en utilisant différentes mesures d'intérêt. En se basant sur le concept de relations fortes, Rakesh Agrawal et son équipe présente des règles d'association dont le but est de découvrir des similitudes entre des produits dans des données saisies sur une grande échelle dans les systèmes informatiques des points de ventes des chaînes de supermarchés. Par exemple, une règle découverte dans les données de ventes dans un supermarché pourrait indiquer qu'un client achetant des oignons et des pommes de terre simultanément, serait susceptible d'acheter un hamburger. Une telle information peut être utilisée comme base pour prendre des décisions marketing telles que par exemple des promotions ou des emplacements bien choisis pour les produits associés. [17].



Figure 1.2 les Techniques du data mining [10]

8. Applications de data mining :

8.1 Santé :

L'exploration de données offre un potentiel considérable pour améliorer les systèmes de santé. Il utilise des données et des analyses pour identifier les meilleures pratiques permettant d'améliorer les soins et de réduire les coûts. Les chercheurs utilisent des méthodes d'exploration de données telles que des bases de données multidimensionnelles, l'apprentissage automatique, l'informatique logicielle, la visualisation de données et les statistiques. Data mining peut être utilisée pour prédire le volume de patients dans chaque catégorie. Des processus sont développés pour s'assurer que les patients reçoivent les soins appropriés au bon endroit et au bon moment. L'exploration de données peut également aider les assureurs de soins de santé à détecter les fraudes et les abus.

8.2 Education :

Voici un nouveau domaine émergent, appelé Educationnel Data Mining, qui concerne le développement de méthodes permettant de découvrir des connaissances à partir de données provenant d'environnements éducatifs. Les objectifs de data mining sont les suivants : prédire le comportement futur des élèves en matière d'apprentissage, étudier les effets du soutien pédagogique et faire progresser les connaissances scientifiques sur l'apprentissage. L'exploration de données peut être utilisée par une institution pour prendre des décisions

précises et également pour prédire les résultats de l'étudiant. Avec les résultats, l'institution peut se concentrer sur ce qu'il faut enseigner et comment l'enseigner. Les habitudes d'apprentissage des élèves peuvent être capturées et utilisées pour développer des techniques d'enseignement.

8.3 Détection de fraude :

Des milliards de dollars ont été perdus à cause des fraudes. Les méthodes traditionnelles de détection des fraudes prennent du temps et sont complexes. L'exploration de données aide à fournir des modèles significatifs et à transformer les données en informations. Toute information qui est valide et utile est la connaissance. Un système de détection de fraude parfait devrait protéger les informations de tous les utilisateurs. Une méthode supervisée comprend la collecte d'enregistrements d'échantillons. Ces enregistrements sont classés frauduleux ou non frauduleux. Un modèle est construit à l'aide de ces données et l'algorithme est conçu pour déterminer si l'enregistrement est frauduleux ou non.

8.4 Analyse du panier de marché :

L'analyse du panier de marché est une technique de modélisation basée sur une théorie selon laquelle, si vous achetez un certain groupe d'articles, vous êtes plus susceptible d'acheter un autre groupe d'articles. Cette technique peut permettre au détaillant de comprendre le comportement d'achat d'un acheteur. Ces informations peuvent aider le détaillant à connaître les besoins de l'acheteur et à modifier la présentation du magasin en conséquence.

8.5 Segmentation de la clientèle :

Les études de marché traditionnelles peuvent nous aider à segmenter les clients, mais l'exploration de données est approfondie et accroît l'efficacité du marché. L'exploration de données aide à aligner les clients dans un segment distinct et peut adapter les besoins en fonction des clients. Le marché consiste toujours à fidéliser les clients. L'exploration de données permet de trouver un segment de clients en fonction de la vulnérabilité et l'entreprise peut leur proposer des offres spéciales et améliorer leur satisfaction.

8.6 Banque financière :

Avec les opérations bancaires informatisées partout, une quantité énorme de données doit être générée avec de nouvelles transactions. Data mining peut contribuer à résoudre les problèmes commerciaux des secteurs bancaire et financier en détectant des schémas, des liens de causalité et des corrélations dans les informations commerciales et les prix du marché qui n'apparaissent pas immédiatement aux gestionnaires car les données de volume sont trop volumineuses ou générées trop rapidement pour être analysées par des experts. Les

gestionnaires peuvent trouver ces informations pour mieux segmenter, cibler, acquérir, conserver et fidéliser un client rentable [11]

8.7 Ressources Humaines :

Le Datamining est également utilisé dans les ressources humaines (RH) de certains ministères pour identifier les caractéristiques de leurs employés les plus performants. L'information obtenue (comme les universités fréquentées par des employés potentiels) peut contribuer aux efforts de recrutement des ressources humaines.

8.8 Applications industrielles :

A partir d'une base de données industrielle, le datamining va permettre de classier, d'estimer, de segmenter et de décrire ces données. Cela va servir en marketing (étude de marché, service après-vente ...), en conception (conception du produit, analyse des pratiques de conception ...) et en fabrication (définition de gammes de production, amélioration des processus de fabrication, gestion ou amélioration de la qualité ...) [12].

9. Conclusion :

A la fin de ce chapitre nous avons vu le data mining , sa définition ,puis les différentes étapes de son évolution ensuite ses diverses techniques ,et en dernier lieu ses domaines d'applications .

CHAPITRE 02

LA MAINTENANCE PREDICTIVE

1. Introduction :

La fonction maintenance a pour but d'assurer la disponibilité optimale des installations de production et de leurs annexes, impliquant un minimum économique de temps d'arrêt. Jugée pendant longtemps comme une fonction secondaire entraînant une perte d'argent inévitable, la fonction maintenance est en général, assimilée à la fonction dépannage et réparation d'équipements soumis à usage et vieillissement.

La véritable portée de la fonction de la maintenance mène beaucoup plus loin :

Elle doit être une recherche incessante de compromis entre la technique, et l'économique.

Il reste alors, beaucoup à faire pour que sa fonction productive soit pleinement comprise. Une organisation, une planification et des mesures méthodiques sont nécessaires pour gérer les activités de maintenance [8].

2. Contexte général en maintenance :

La maintenance industrielle, qui a pour vocation initiale d'assurer le bon fonctionnement et la disponibilité des outils de production, est une fonction stratégique dans les entreprises. Etroitement liée à l'incessant développement des technologies, à l'apparition de nouveaux modes de gestion, à la nécessité de réduire les coûts de production dans une économie de marché international, elle est en constante évolution ! Elle n'a plus aujourd'hui comme seul objectif de « *réparer l'outil de production* » mais aussi de prévoir et d'éviter les dysfonctionnements. Au fil de sa perpétuelle adaptation, l'activité des personnels de maintenance a également évolué, pour combiner compétences technologiques, compétences organisationnelles et compétences relationnelles. Se rajoute à ces différentes missions professionnelles, une mission majeure, indispensable et hiérarchiquement supérieure : « *l'expertise* ».

Dans l'entreprise, la fonction « *maintenance* » consiste de moins en moins souvent à remettre en état l'outil de production mais de plus en plus fréquemment à anticiper ses dysfonctionnements. L'arrêt ou le fonctionnement anormal de celui-ci et le non-respect des délais qui s'en suivent, engendrent des coûts que l'entreprise n'est plus capable de supporter. Elle ne peut plus attendre que la panne se produise pour y remédier, mais doit désormais s'organiser pour procéder aux diverses opérations qui permettent de l'éviter ! Nous sommes ainsi passés d'une « *maintenance curative* » à une « *maintenance préventive* ».

Ce phénomène se traduit par la définition de plans d'action et d'intervention sur le système ou processus, par le remplacement de certains composants en voie de dégradation afin d'en limiter l'usure. Ces actions préventives étaient dans un premier temps effectuées de façon systématique selon des calendriers prédéfinis. Elles permettaient effectivement d'anticiper les pannes, mais au prix d'un alourdissement important des coûts de maintenance. « *Une nouvelle maintenance* » se développe aujourd'hui grâce aux différents travaux de recherche et aux technologies de diagnostic et de contrôle utilisant les réseaux de communication.

Cette « *nouvelle maintenance* » utilise des techniques de prévision des pannes (par exemple : l'analyse des vibrations ou des huiles). Ce stade ultime de la maintenance, dite « *prédictive* » ou « *préventive conditionnelle* », permet de remplacer des composants juste avant leur rupture. Le passage de la maintenance curative à la maintenance prédictive n'est cependant pas systématique. Il vise moins à minimiser les coûts de maintenance qu'à les optimiser en fonction des objectifs de production. Il peut ainsi être économiquement rentable d'appliquer une maintenance préventive systématique à un processus de production particulier (par exemple : pour un produit phare à forte marge bénéficiaire).

La maintenance curative peut s'avérer la seule « *économiquement acceptable* » pour un autre produit ou équipement sur lequel l'entreprise dispose de l'expérience et de l'habitude pour réparer des pannes. Les entreprises opèrent donc des choix parmi les différents types de maintenance, en fonction de nombreux critères techniques, économiques, internes et externes tels que la fréquence des défaillances cycliques ou aléatoires des équipements, les aptitudes et compétences du personnel de maintenance ou des sous-traitants, les politiques et modes d'organisation du travail [5].

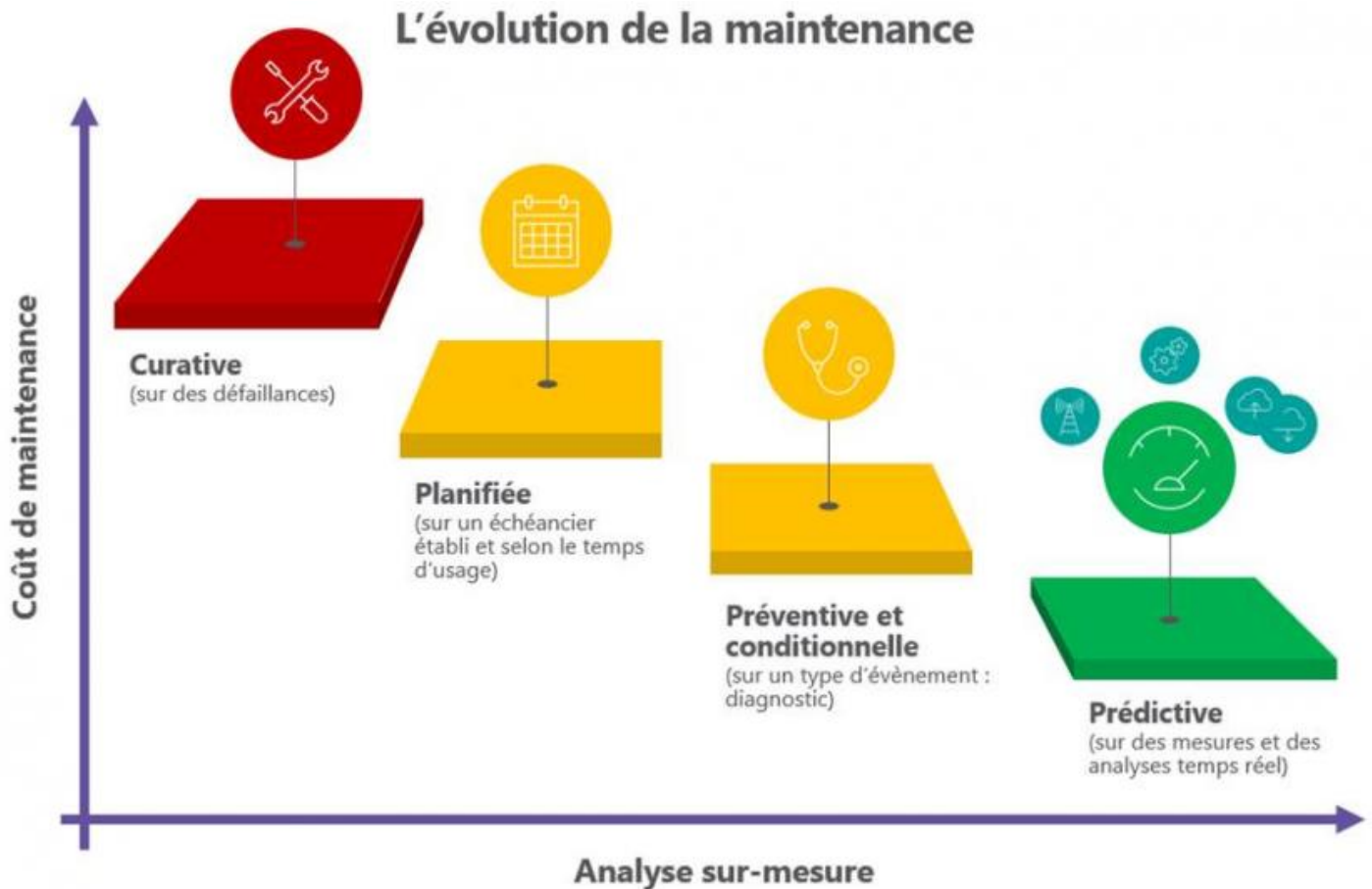


Figure 2.1 L'évolution de la maintenance [21]

3. Les types de maintenance :

Il existe deux principales familles de maintenance : la maintenance corrective et la maintenance préventive. La maintenance corrective est celle que le système subit lorsque la panne est déjà présente et qu'il faut réparer. La maintenance préventive est celle qui permet d'anticiper et de prévenir les défaillances [6].

3.1 Maintenance corrective :

« Maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise. » [9]

La maintenance corrective est souvent perçue comme la forme primaire de la maintenance car l'intervention a lieu « en urgence » une fois la défaillance survenue. La logique de cette politique de maintenance est assez simple : lorsqu'une machine est défectueuse, il faut la réparer, ce qui sous-entend que si elle fonctionne, on n'y « touche » pas.

Les défauts, pannes ou avaries diverses exigeant une maintenance corrective entraînent une indisponibilité immédiate ou à très brève échéance des matériels affectés et/ou une dépréciation en quantité et/ou qualité des services rendus.

Il existe deux types de maintenance corrective : la maintenance curative et la maintenance palliative.

3.1.1 Maintenance curative :

Ce type de maintenance permet de remettre définitivement en état le système après l'apparition d'une défaillance. Elle se caractérise par la recherche des causes initiales d'une défaillance en vue de réparer l'équipement. Cette remise en état du système est une réparation durable.

3.1.2 Maintenance palliative :

Opération destinée à remettre un équipement dans un état provisoire de fonctionnement de manière à ce qu'il puisse assurer une partie des fonctions requises. L'intervention a un caractère provisoire dans le sens où elle nécessitera forcément une intervention ultérieure.

La défaillance (à distinguer d'une panne qui est un état) est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonction(s) requise(s) avec les performances définies dans les spécifications techniques.

La défaillance d'un bien provoque une indisponibilité mesurée par le temps d'indisponibilité après défaillance. Le temps d'indisponibilité après défaillance correspond au temps entre l'apparition de la défaillance sur un équipement et la remise en condition de cet équipement en production normale.

L'objectif principal de la maintenance corrective est de remettre le système en état de fonctionnement dans un temps minimum (optimiser le temps d'indisponibilité après défaillance) tout en respectant les règles de

sécurité. Ce type de maintenance est réservé aux matériels peu coûteux, non stratégiques pour la production et dont la panne aurait peu d'influence sur la sécurité [6].

3.2 Maintenance préventive :

« Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien. » [9]

La maintenance préventive se fonde sur l'adage "*mieux vaut prévenir que guérir*",

Sur la connaissance des machines, la prise en compte des signes précurseurs et le réalisme économique.

Les visites préventives permettent de visualiser le niveau de performance d'un équipement en vue de prévoir une intervention préventive.

La maintenance préventive vise à réduire les coûts des pannes et de maintenance en prenant pour base le constat que la plupart des réparations et immobilisations coûteuses auraient pu être réduites ou évitées par un entretien constant et préventif. En effet elle doit permettre d'éviter les défaillances des matériels en cours d'utilisation et l'analyse des coûts doit mettre en évidence un gain par rapport aux défaillances qu'elle permet d'éviter [6].

3.2.1 La maintenance préventive systématique :

« Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien. » [9] .

Cette méthode nécessite de connaître : le comportement des équipements, les usures et les modes de dégradation. Elle intervient à intervalles fixés sur la base du minimum de vie des composants, donné par l'expérience et/ou par le constructeur. C'est pourquoi ce type de maintenance est aussi appelé maintenance préventive fondée sur la durée de fonctionnement.

La maintenance préventive systématique, se traduit donc par des interventions planifiées qui consistent à nettoyer, réparer ou remplacer périodiquement un organe sans contrôle préalable de l'équipement [6].

3.2.2 La maintenance préventive prévisionnelle :

« Maintenance conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation des paramètres significatifs de la dégradation du bien. » [9] .

La maintenance préventive prévisionnelle consiste à extrapoler la courbe de dégradation d'un organe pour prévoir une intervention.

La courbe d'évolution d'un défaut étant connue, il est possible d'en extrapoler sa tendance pour prévoir la date de défaillance. A partir de cette prévision, la date du diagnostic et du déclenchement de l'intervention de

maintenance est planifiée afin que cette dernière soit terminée avant que le niveau requis pour le paramètre étudié ne soit dépassé [6].

3.2.3 La maintenance préventive conditionnelle « prédictive » :

« Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent. La surveillance du fonctionnement et des paramètres peut être exécutée selon un calendrier, ou à la demande, ou de façon continue. » [9].

La maintenance préventive conditionnelle se traduit par des visites préventives qui consistent à suivre les paramètres significatifs de la dégradation du bien. Lorsque le paramètre suivi dépasse le seuil d'alarme il faut prévoir une intervention pour remettre en condition normale l'équipement. En effet, la détection d'un dépassement d'un seuil d'alerte affecté à l'évolution du paramètre étudié déclenche le diagnostic des causes de la défaillance. Les conclusions de ce diagnostic permettent de définir l'intervention de maintenance.

La maintenance préventive conditionnelle est donc subordonnée à des mesures et à des diagnostics précis de l'état de dégradation de la machine. La nature de ces mesures dépend de la machine à suivre.

Cela peut être des mesures de vibration, des analyses d'huile, des thermographies infrarouges. . . . Lorsque le seuil admissible de ces défauts est dépassé, il devient nécessaire de programmer l'arrêt de la machine. Ceci doit être fait en perturbant au minimum le cycle de production, c'est à dire entre deux séries ou lors d'un arrêt programmé [6].

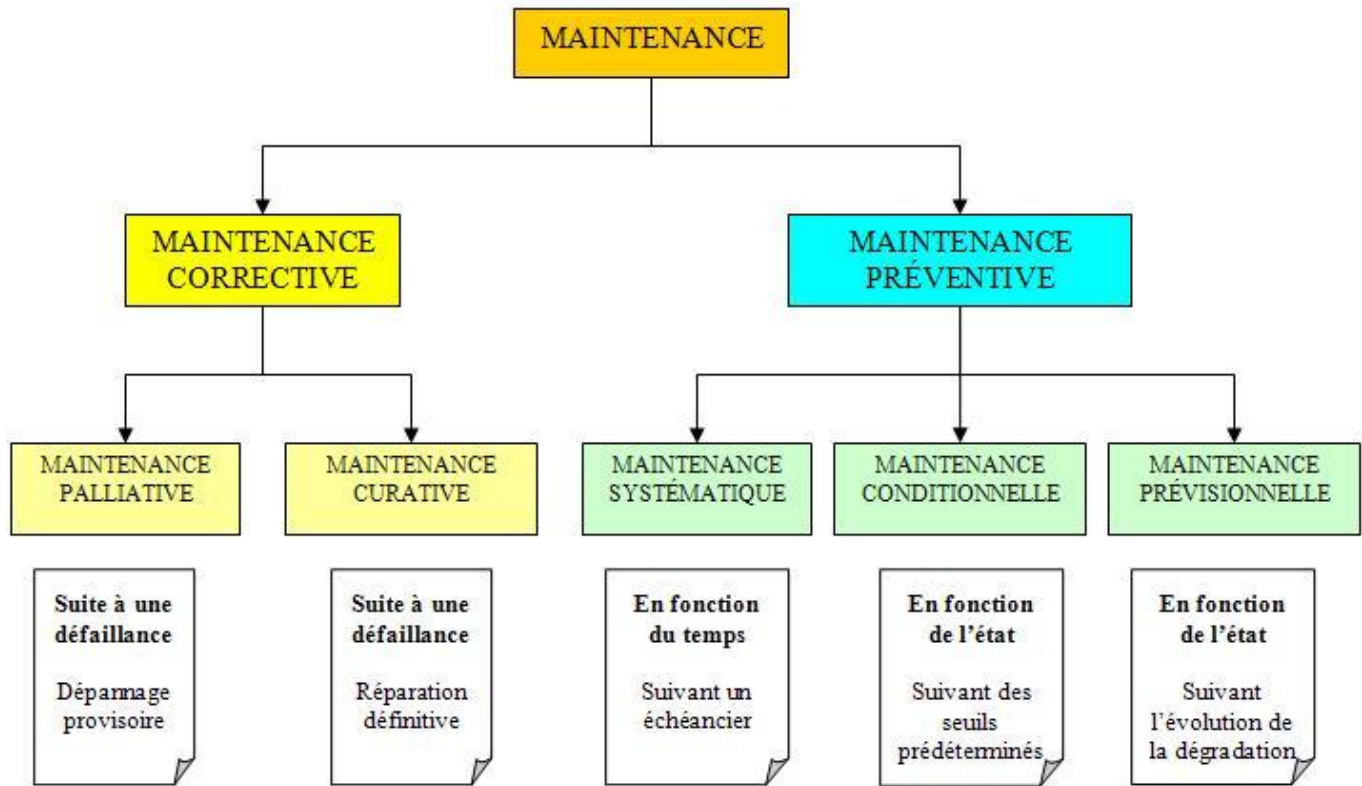


Figure 2.2 les types de maintenance [20]

4. Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance corrective :

- moins de défaillances imprévues, donc moins d'arrêts de production,
- planification possible des interventions donc meilleure préparation, meilleure qualité du travail, moindre coût,
- meilleures relations entre Service production et Service maintenance,
- possibilité de mieux gérer le stock de pièces de rechange.

5. Avantages de la maintenance prédictive par rapport à la maintenance préventive systématique :

- utilisation des équipements au maximum de leurs possibilités,
- diminution des défaillances et donc de la maintenance corrective résiduelle,
- diminution des stocks de pièces de rechange,
- meilleure surveillance des équipements suivis d'où corrections possibles des erreurs de conduite ou des petites anomalies qui peuvent générer des défaillances plus pénalisantes,

- amélioration de la sécurité par détection en temps voulu, d'anomalies (échauffements par exemple) pouvant évoluer vers des accidents graves.

6. Limites de la maintenance prédictive :

- nécessité de détecter les anomalies et de suivre leur évolution par la mesure d'un paramètre significatif d'où la notion d'accessibilité du matériel, du point de mesure, ...

Le coût des équipements de mesure,

- la formation poussée que certaines techniques exigent du personnel (études de vibrations en particulier),

7. Techniques de surveillance utilisées en maintenance prédictive :

7.1 la thermographie infrarouge :

Un défaut sur un équipement se traduit toujours par une élévation de température, cette élévation, si elle ne se voit pas dans le visible, apparaît instantanément dans l'infrarouge, ainsi, la thermographie infrarouge est une technologie efficace de maintenance prédictive pour localiser les problèmes rapidement, en toute sécurité. Avec la thermographie infrarouge on peut visualiser les défauts avant qu'une panne sur les installations ne se produit et qu'elle ait des conséquences fâcheuses : perturbation ou arrêt de la production jusqu'à un début d'un incendie dans le pire de cas.

7.2 Analyse acoustique :

L'analyse acoustique, permet de détecter tout bruit anormal à l'aide de microphones placés (le plus souvent) à distance de l'équipement

7.3 Analyse des lubrifiants :

Le principe de la surveillance des lubrifiants repose sur le prélèvement représentatif de leur charge dans un système en fonctionnement afin de réaliser une éventuelle analyse pour une détermination de niveaux de dégradation et de contamination. Une comparaison des résultats obtenus avec ceux des prélèvements antérieurs permet de suivre l'évolution de ces lubrifiants afin d'en déduire l'état de santé d'un équipement de production. Le lubrifiant est maintenu en service si les niveaux de dégradation et de contamination ne dépassent pas le seuil admissible prévu, dans le cas contraire il est impératif de procéder au remplacement de la charge d'huile après vérification, à moins qu'il existe une possibilité d'intervention pour corriger par des actions de maintenance adaptée, les anomalies observées.

7.4 L'analyse vibratoire :

Est la plus connue et la plus largement employée. Il faut dire qu'elle permet à elle seule de détecter pratiquement tous les défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes. Un balourd, un jeu, un

défaut d'alignement, un roulement usé ou endommagé... se traduisent par une variation des efforts internes que subit la machine, et donc à une modification de son comportement vibratoire [7].



Figure 2.3 Techniques de surveillance utilisées en maintenance prédictive [19]

8. Comment la maintenance prédictive marche :

Les **capteurs** sur les machines fonctionnent comme un système de surveillance des outils de production en temps réel. Ils transmettent les données à un logiciel pour qu'un technicien de maintenance les analyse pour :

- Déterminer la probabilité d'un défaut sur une machine,
- Déterminer le type de défaut possible,
- anticiper une panne,
- Prévoir l'entretien nécessaire à effectuer sur une machine pour éviter la panne et ne pas bloquer la production [18].

Processus de maintenance prédictive : de la donnée au savoir

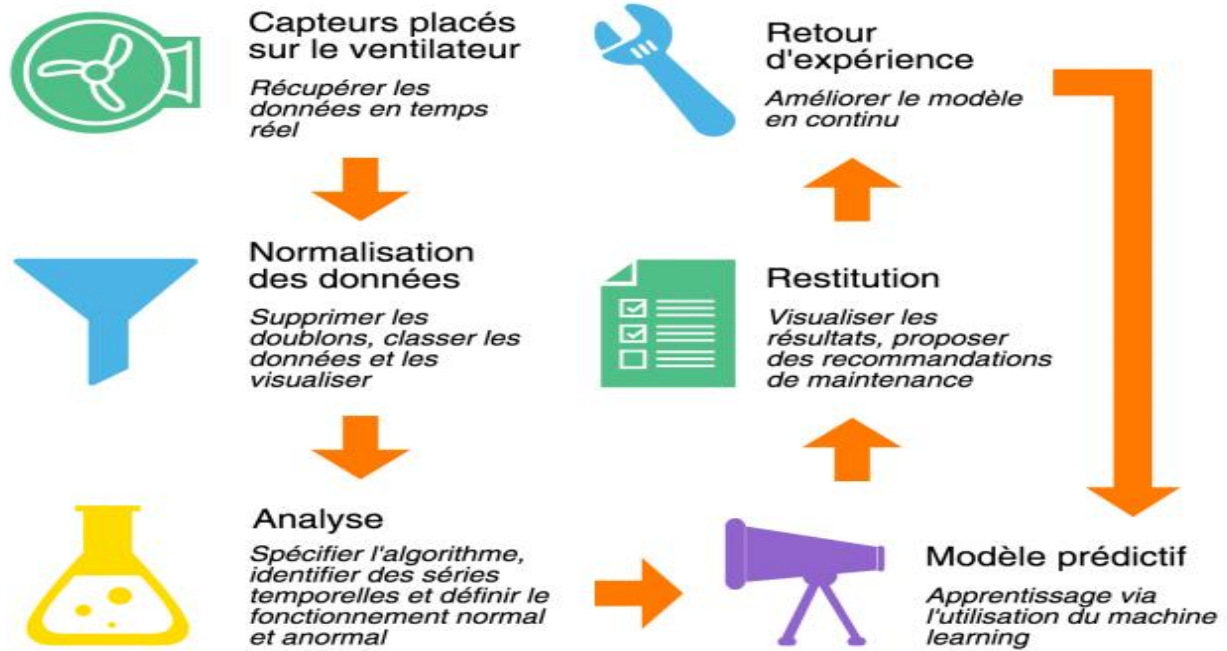


Figure 1

Figure 2.4 les étapes d'exécution de la maintenance prédictive [23]

9. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons vu les différents types de maintenance, en mettant l'accent sur la maintenance prédictive, les techniques utilisées dans ce domaine et sa méthode de fonction.

Dans le chapitre suivant nous allons décrire notre approche qui consiste en un système de prédiction des pannes des machines se basant sur les précédents chapitres.

CHAPITRE 3

PRESENTATION DU SYSTEME DE PREDICTION DES PANNES ET DE PLANIFICATION DES MAINTENANCES

1. Introduction :

Dans ce chapitre nous décrivons les machines électromécaniques, ainsi que le principe de la méthode de classification bayésienne naïve, avec ses avantages et ses inconvénients. Nous donnons une explication de notre application. Et à la fin nous présenterons l'ensemble des interfaces graphiques de notre application.

2. Les machines électromécaniques :

2.1 Définition :

Une machine est un produit fini mécanique capable d'utiliser l'énergie électrique pour effectuer par elle-même, sous la conduite ou non d'un opérateur, une ou plusieurs tâches spécifiques, en exerçant un travail mécanique sur un outil, la charge à déplacer ou la matière à façonner [22].

2.2 Composant d'une machine :

2.2.1 Moteur :

Organe transformant l'énergie électrique en énergie mécanique [29].

2.2.2 Alimentation :

désigne un ensemble de systèmes capables de fournir de l'électricité aux industries, appareils électriques fonctionnant avec cette énergie. Plus spécifiquement, l'alimentation électrique est l'ensemble des équipements électriques qui assure le transfert du courant électrique d'un réseau électrique pour le fournir, sous les paramètres appropriés (puissance, tension) de façon stable et constante à un ou plusieurs consommateurs et ce dans des conditions de sécurité généralement réglementées [27].

2.2.3 Carte mère :

Une carte mère est l'élément principal d'un ordinateur. Elle permet la relation entre tous les composants (microprocesseurs, mémoires) de la machine. La carte mère est constituée de connecteurs, de ports de connexion et des circuits imprimés. [26].

2.2.4 Courroie :

une pièce utilisée pour la transmission du mouvement. Elle est construite dans un matériau souple. [28].

2.3 Catégories des machines :

Il y a deux catégories :

Machine à utilisation publique : utiliser par toute les utilisateurs communs sans restriction comme l'exemple du distributeur de boisson chaude.

Machine de production des usines ou de fabrication : dont l'utilisateur est prédéfini même s'il y a des équipes qui s'alternent dans la marche de l'appareil

3. Principe de la classification naïve bayésienne :

La méthode bayésienne est un ensemble de techniques statistiques utilisées pour modéliser des problèmes, extraire de l'information de données brutes et prendre des décisions de façon cohérente et rationnelle.

Bien que les premiers travaux d'inspiration bayésienne datent du XVII^{ème} siècle, cette méthode connaît un regain de popularité depuis quelques décennies. Ce renouveau est sensible dans des domaines très variés, en partie grâce à la disponibilité de calculateurs puissants, mais aussi à cause d'une évolution de la pensée statistique et des problèmes abordés [31].

3.1 Définition :

La classification naïve bayésienne est un type de classification bayésienne probabiliste simple basée sur le théorème de Bayes avec une forte indépendance (dite naïve) des hypothèses.

Un terme plus approprié pour le modèle probabiliste sous-jacent pourrait être « modèle à caractéristiques statistiquement indépendantes ».

En termes simples, un classifieur bayésien naïf suppose que l'existence d'une caractéristique pour une classe, est indépendante de l'existence d'autres caractéristiques.

3.2 Modèle bayésien naïf :

Le modèle probabiliste pour le classifieur est le modèle conditionnel

À l'aide du théorème de Bayes, nous écrivons

$$P(c|F_1, \dots, F_n) = \frac{P(c) * P(F_1, \dots, F_n|c)}{P(F_1, \dots, F_n)}$$

En langage courant, cela signifie :

$$\text{Postérieure} = (\text{antérieure} * \text{vraisemblance}) / \text{évidence}$$

En pratique, seul le numérateur nous intéresse, puisque le dénominateur ne dépend pas de C et les valeurs des caractéristiques F_i sont données. Le dénominateur est donc en réalité constant.

Donc le théorème de Bayes écrit comme suit

$$P(c|F_1, \dots, F_n) = P(c) * P(F_1, \dots, F_n|c)$$

3.3 Construire un classifieur à partir du modèle probabilités :

Après l'établissement du modèle à caractéristiques indépendantes, à savoir le modèle de probabilités bayésien naïf. Le classifieur bayésien naïf couple ce modèle avec une règle de décision. Une règle couramment employée consiste à choisir l'hypothèse la plus probable. Il s'agit de la règle du *maximum a posteriori* ou *MAP* [25].

3.4 Pourquoi cet algorithme est-il naïf :

Parce que pour utiliser cet algorithme nous supposons que les variables explicatives sont indépendantes, ce qui dans la réalité est faux. Mais on l'accepte quand même pour pouvoir l'utiliser.

3.5 Comment fonctionne le classifieur bayes naïf :

1. Calculer la probabilité antérieure pour des étiquettes de classe données

$$P(C=x)$$

2. Calculer la probabilité conditionnelle avec chaque attribut pour chaque classe

$$P(F1,,Fn|C=x)$$

3. Multipliez la même probabilité conditionnelle de classe

$$P(F1|C=x)*\dots*\ P(Fn|C=x)$$

4. Multipliez la probabilité antérieure par la probabilité de l'étape 3

$$(P(F1|C=x)*\dots*\ P(Fn|C=x))*P(C=x)$$

5. Voir quelle classe a la probabilité la plus élevée, la classe de la probabilité la plus élevée appartient à la configuration d'un ensemble d'entrées donnée

3.6 Ses avantages :

- Naïve Bayes à un coût de calcul très bas.
- Il peut efficacement travailler sur un grand ensemble de données.
- Il fonctionne bien en cas de variable discrète par rapport à la variable continue
- Lorsque l'hypothèse d'indépendance est vérifiée, un classificateur Naïve Bayes est plus performant que d'autres modèles tels que la régression logistique.

3.7 Ses Inconvénients :

- Hypothèse de caractéristiques indépendantes. En pratique, il est presque impossible que le modèle obtienne un ensemble de prédicteurs entièrement indépendants.
- S'il n'y a pas de tuple d'apprentissage d'une classe particulière, la probabilité a posteriori est nulle. Dans ce cas, le modèle est incapable de faire des prévisions. Ce problème est connu sous le nom de problème de probabilité zéro [24].

4. Description de notre système :

4.1 Les attributs et leurs définitions :

Nom d'attribut	Définition
Machine	l'identification de la machine
Marque	Le pays d'origine de production de l'appareil
Age	L'Age de l'utilisateur
Niveau_étude	Le niveau d'étude de l'utilisateur de la machine
courant_cartemere	la valeur du courant qui circule dans les condensateurs de la carte mère « on suppose que tous les condensateurs ont la même valeur du seuil permis en fonction »
courant_rom_cartmere	la valeur du courant dans la rom de la carte mère
temperature_pro	la degré de température dans le processeur
dure_temp_pro	indique la durée ou la température a été constante pendant la mise en marche de la machine
courant_cond_alim	le valeur du courant qui circule dans les condensateurs.
densite_huile	Densité de l'huile qui circule dans le moteur
vitesse_roulement	Vitesse de rotation du roulement de moteur
en_panne	l'Etat de fonction de la machine
date_panne	la semaine de l'année où la machine est tombée en panne
cause_panne	La raison pour laquelle la machine a été perturbée
méthode_réparation	La manière par laquelle la machine a été réparée

duree_reparation	Temps écoulé pour la réparation du machine (en jours)
------------------	---

Table 3.1 Les attributs et leurs définitions

4.2 Les pannes et leurs méthodes de réparations :

La cause de panne	La méthode de maintenance
<p>Le moteur a atteint sa limite de mise en service</p> <p>La durée de service du moteur</p> <p>Dépend du niveau d’instruction et de l’Age de l’utilisateur.</p> <p>si l’utilisateur est un universitaire, la mise en service du moteur est plus longue à cause de la bonne utilisation des caractéristiques de la machine.</p> <p>si l’utilisateur a un niveau secondaire et dépassant 40 ans d’âge ,il acquierera une maturité et un niveau d’expérience permettant une longue vie du dit moteur..</p> <p>si l’utilisateur a un niveau secondaire et son age est moins de 40 ans, la mise en service du moteur est courte à cause de son bas niveau d’instruction .</p>	Changer le moteur
La carte mère a atteint sa limite de mise en service	Changer la carte mère
L’alimentation a atteint sa limite de mise en service	Changer l'alimentation
La courroie a atteint sa limite de mise en service	changer le courroie
Le courant du condensateur de l’alimentation a dépassé le seuil permis de fonction	Changer le condensateur défailant

Le courant du condensateur de la carte mère a dépassé le seuil permis de fonction	Changer le condensateur défaillant
Le courant de la rom a dépassé le seuil permis de fonction	Changer la rom
augmentation de la température au-dessus de sa limite a durée déterminé	Changer le processeur
L'huile est périmée	Changer l'huile
Le roulement est défaillant	Changer le roulement

Table 3.2 Les pannes et leurs méthodes de réparations

4.3 Composant de prédiction :

Le composant de prédiction permet de prédire la panne d'une machine en utilisant la classification bayésienne naïve. La prédiction consiste à déterminer le numéro de semaine de l'année (de 1 à 52) où la panne peut probablement se produire.

L'Algorithme Bayésien utilise les données des machines en état normal et paranormal pour l'apprentissage afin de prévoir les pannes dans une date ultérieure.

Nous avons des données pour les machines non classifiées dans **la figure 3.1**.

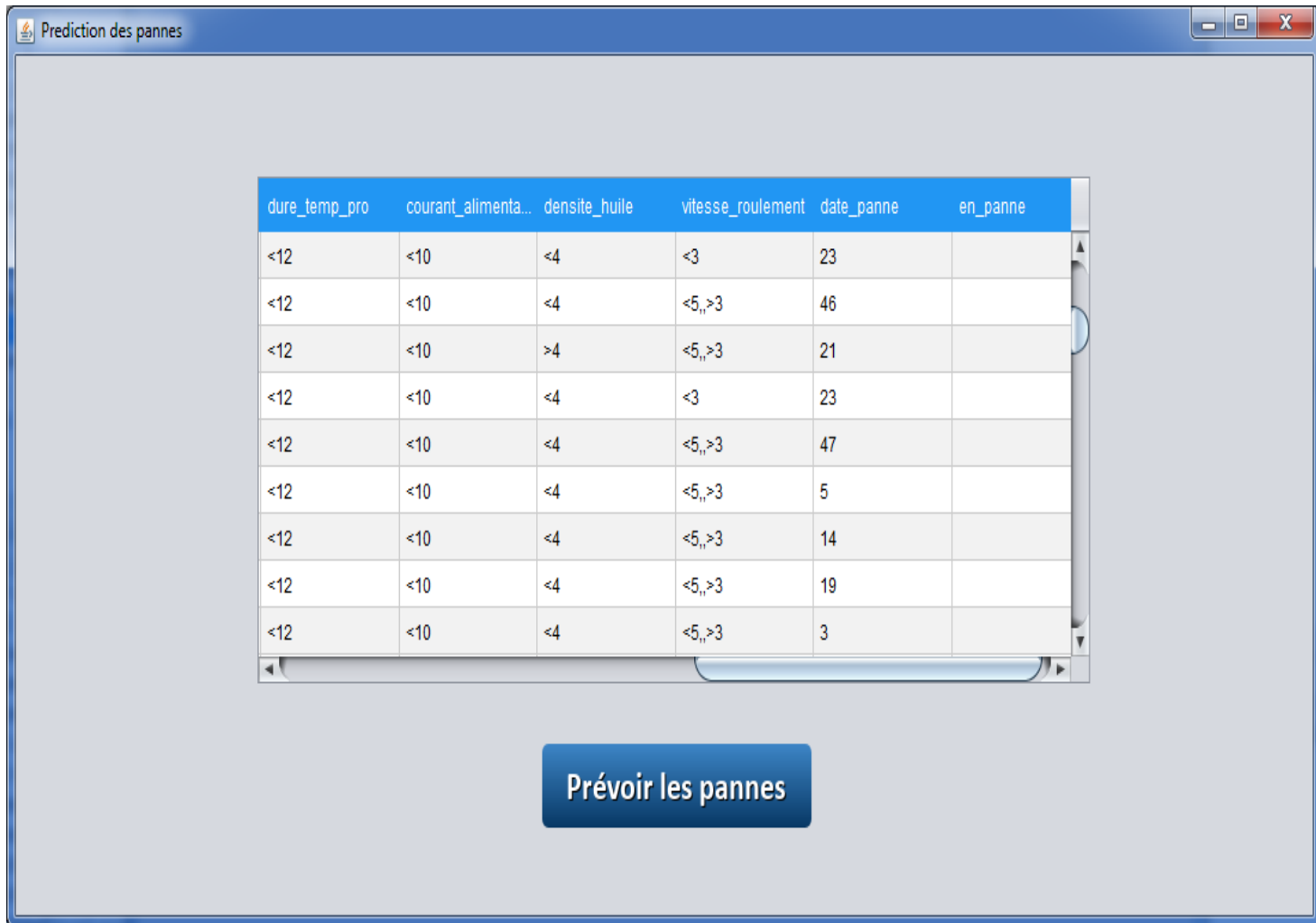


Figure 3.1 Exemple 1 pour la prédiction des pannes

Si on clique sur le bouton -prévoir les pannes-, l'algorithme nous indique la probabilité de la survenance d'une panne à une date donnée

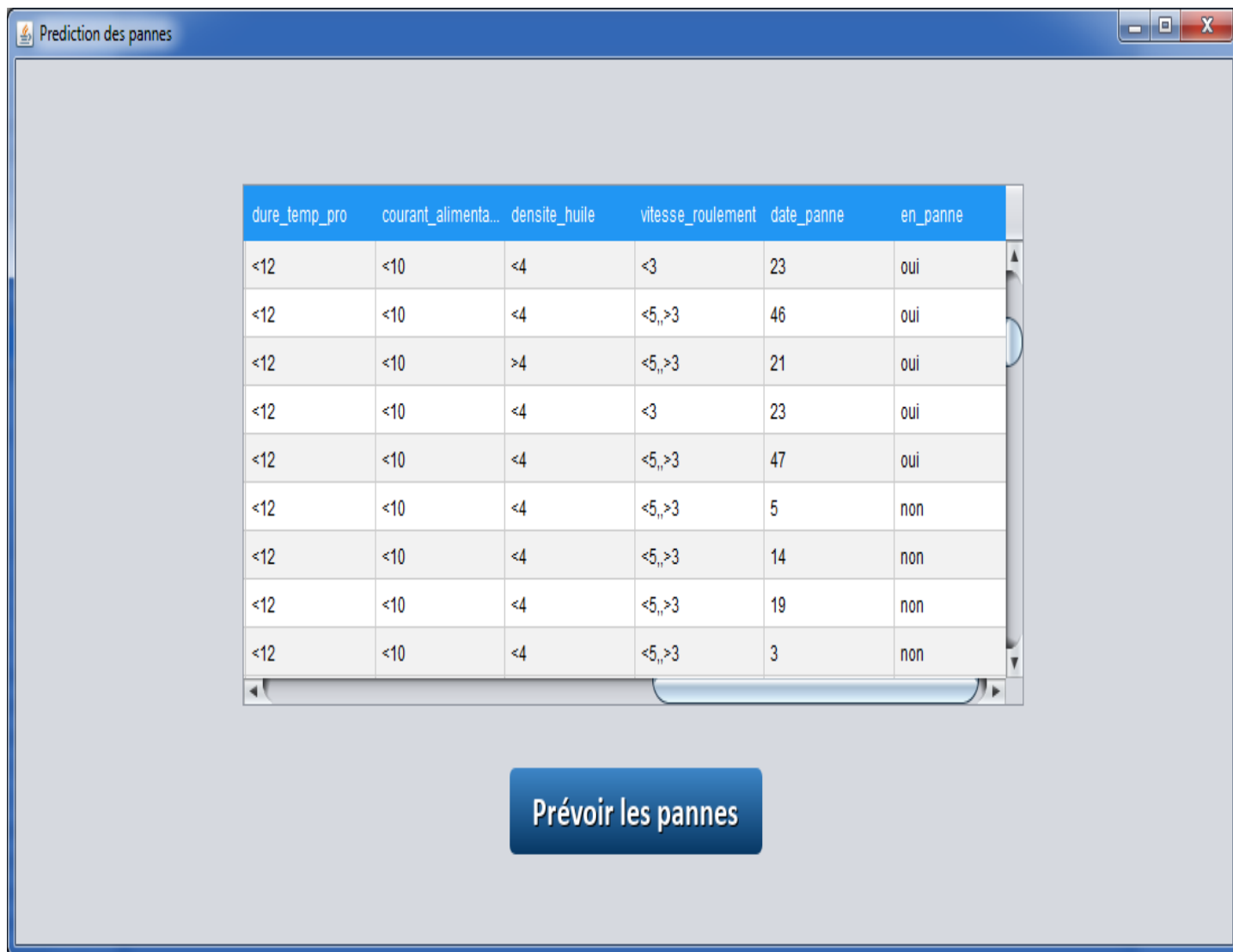


Figure 3.2 Exemple 2 pour la prédiction des pannes

4.4 Composant de planification :

Après avoir confectionné l'algorithme et après la lecture et l'analyse des données, Notre application planifiera à l'avance les semaines de maintenance à l'aide de la formule suivante :

Date maintenance = date de panne-arrondi (temps réparation/7) -1.

Nous obtenons la date de maintenance « en unité de semaine de l'année » en diminuant de la date de panne le temps de réparation (en jours converti en semaines), en plus d'une autre semaine supplémentaire.

Notre application enverra à l'avance au propriétaire de la machine un email lui indiquant la cause, la date éventuelle de la panne et la méthode de réparation.

4.5 Exemples d'interfaces graphiques du système réalisé :

La première interface représente l'écran principale de l'application.

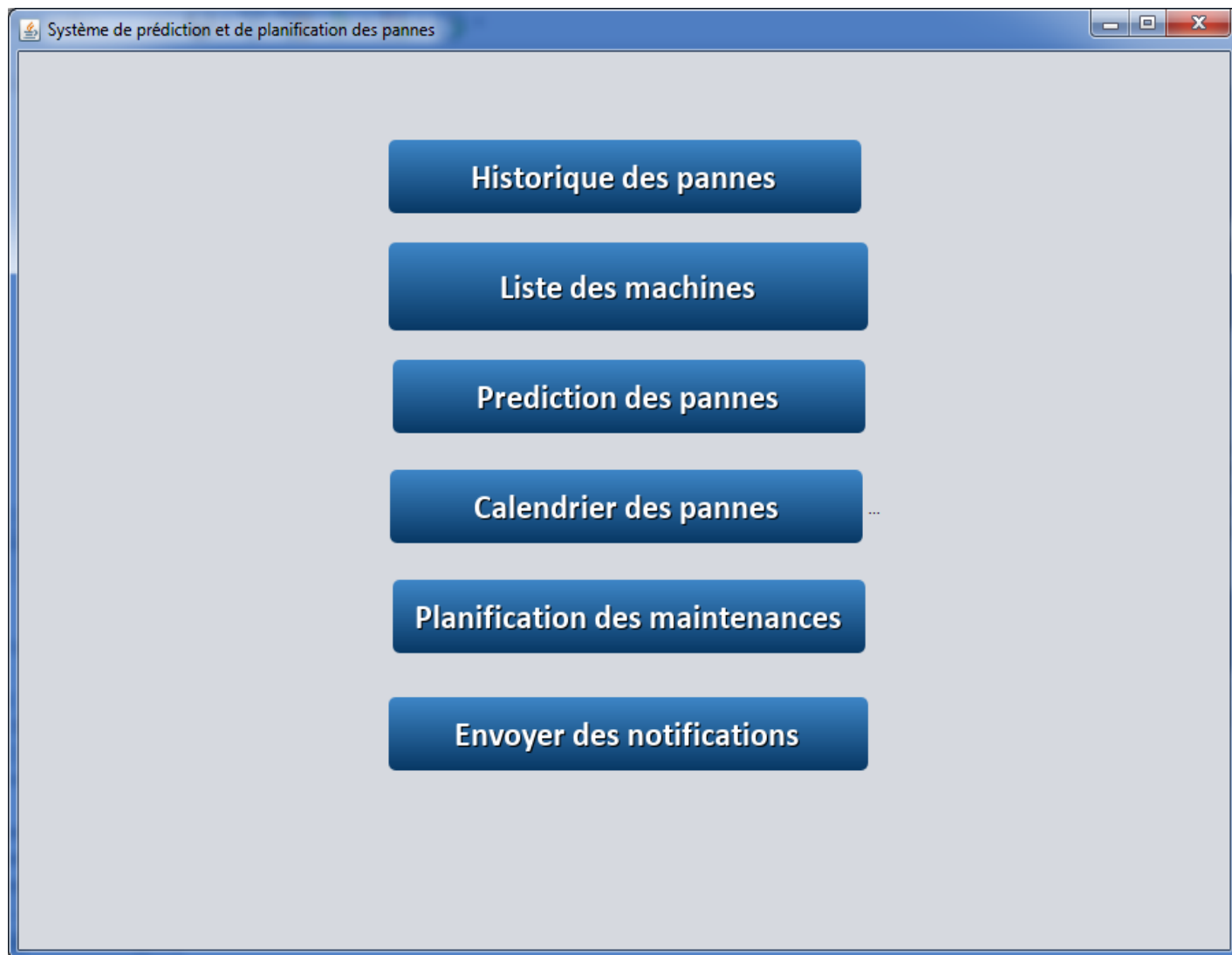
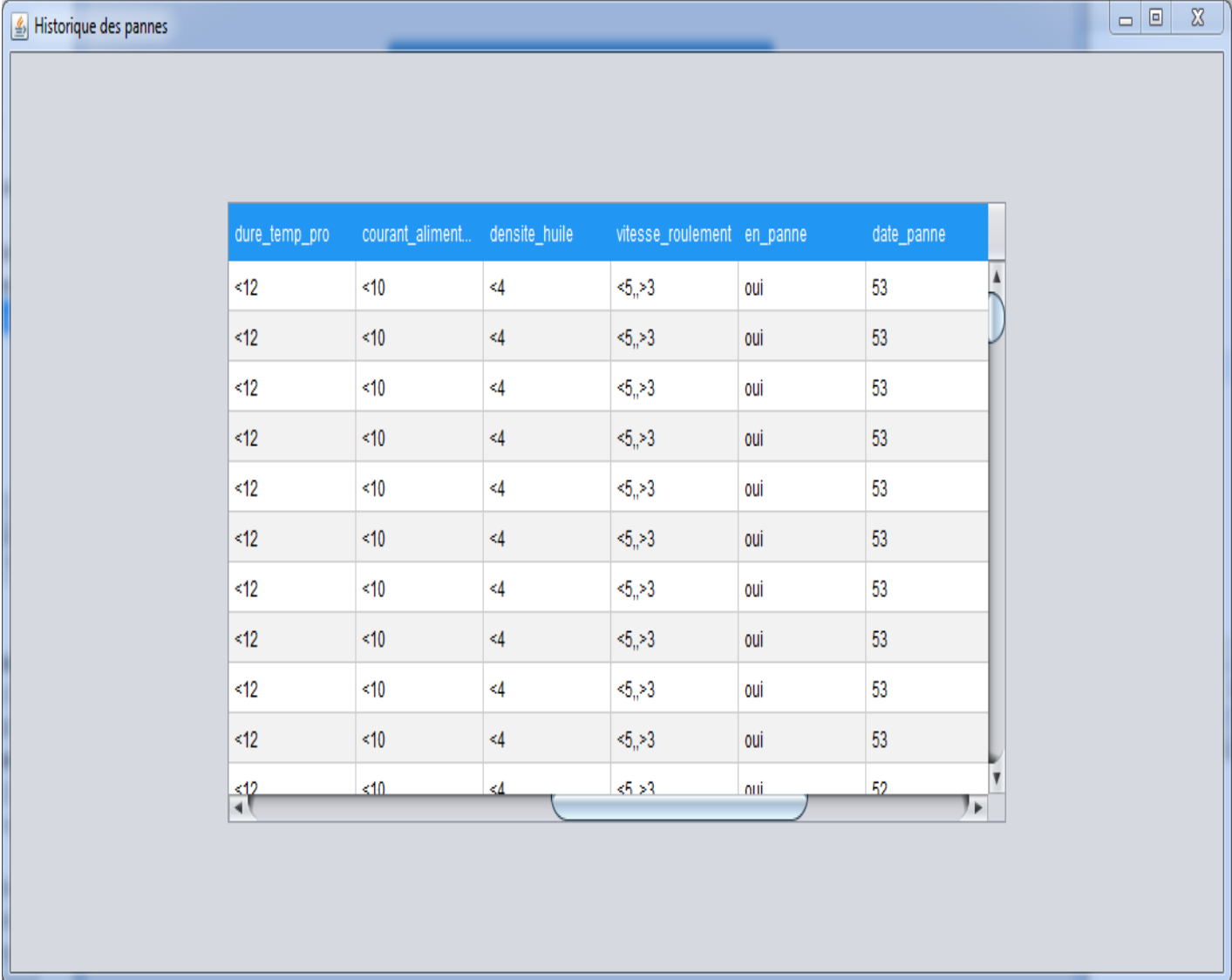


Figure 3.3 écran d'accueil de l'application

La deuxième interface représente l'historique des pannes des machines.

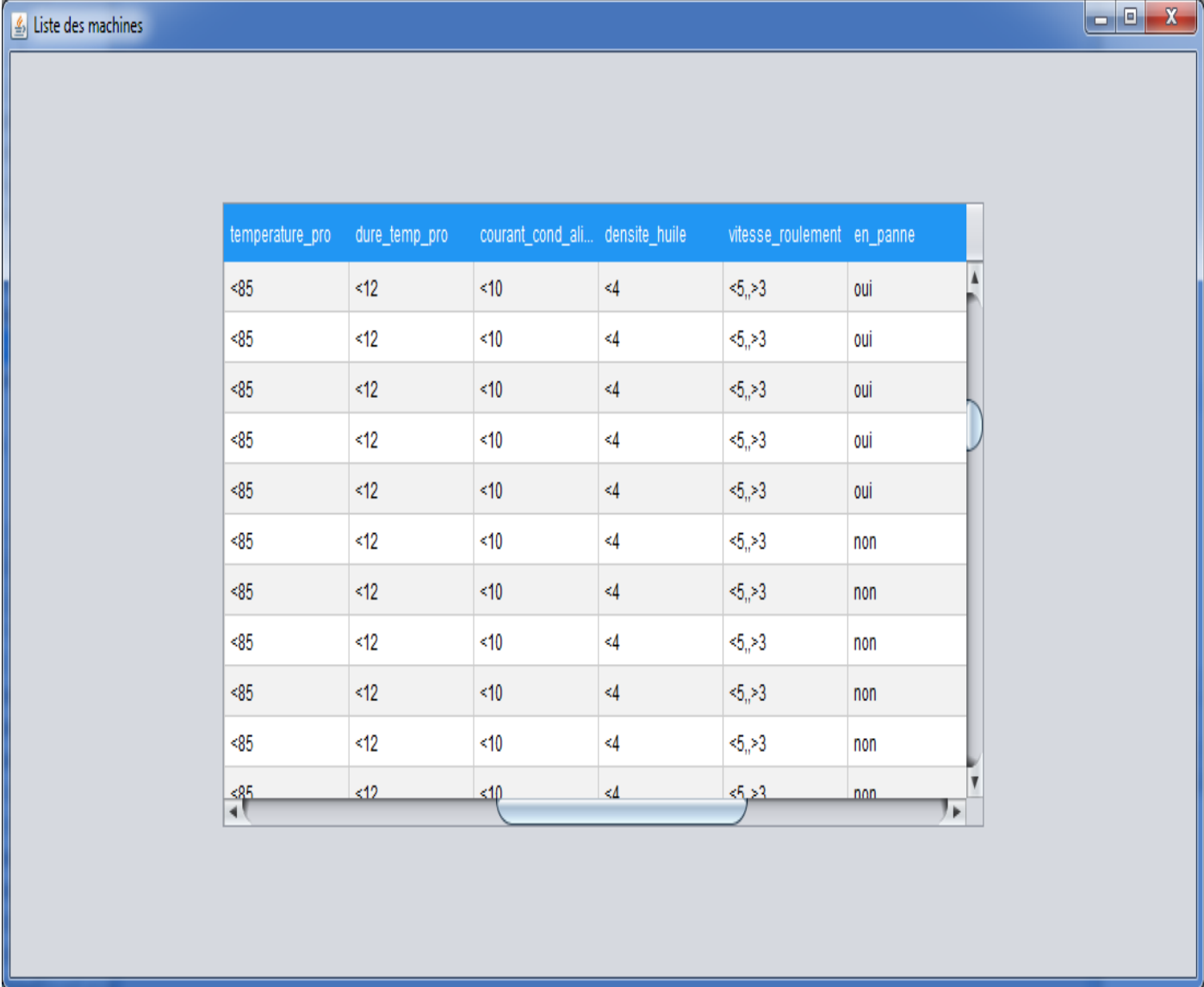


The screenshot shows a window titled "Historique des pannes" containing a table with the following data:

dure_temp_pro	courant_aliment...	densite_huile	vitesse_roulement	en_panne	date_panne
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	53
<12	<10	<4	<5,,>3	oui	52

Figure 3.4 Historique des pannes

La troisième interface représente la liste des machines avec les données collectées par leurs capteurs, en état normal et en état défaillant au cours des années précédentes.



temperature_pro	dure_temp_pro	courant_cond_ali...	densite_huile	vitesse_roulement	en_panne
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	oui
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	oui
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	oui
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	oui
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	oui
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	non
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	non
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	non
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	non
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	non
<85	<12	<10	<4	<5,,>3	non

Figure 3.5 Liste des machines

La quatrième interface représente le fonctionnement de l’algorithme de classification Bayésienne qui prévoit la possibilité de survenance de panne à une date donnée.

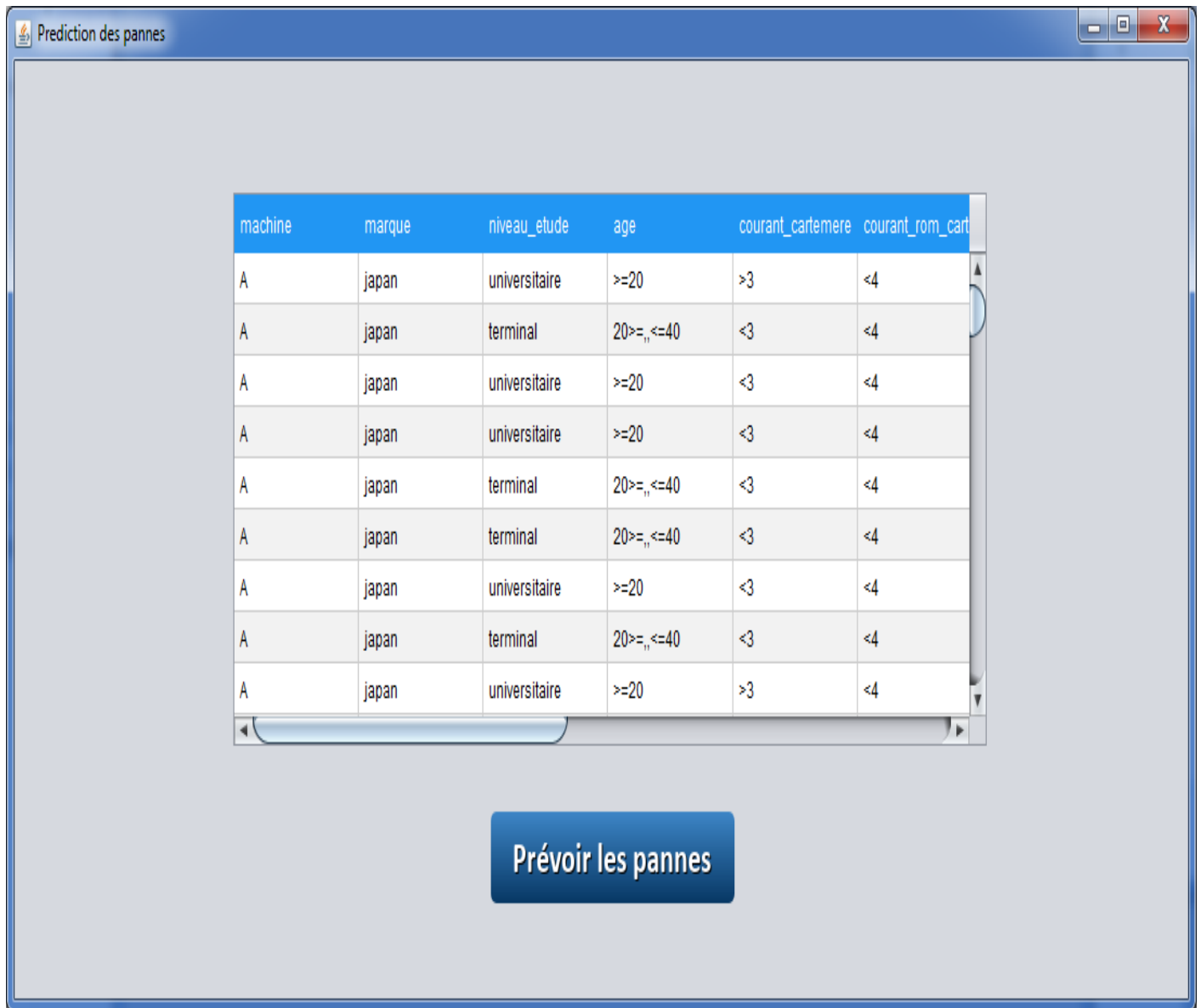


Figure 3.6 Prédiction des pannes

La cinquième interface représente le calendrier des semaines de l'année où la machine est tombée en panne.

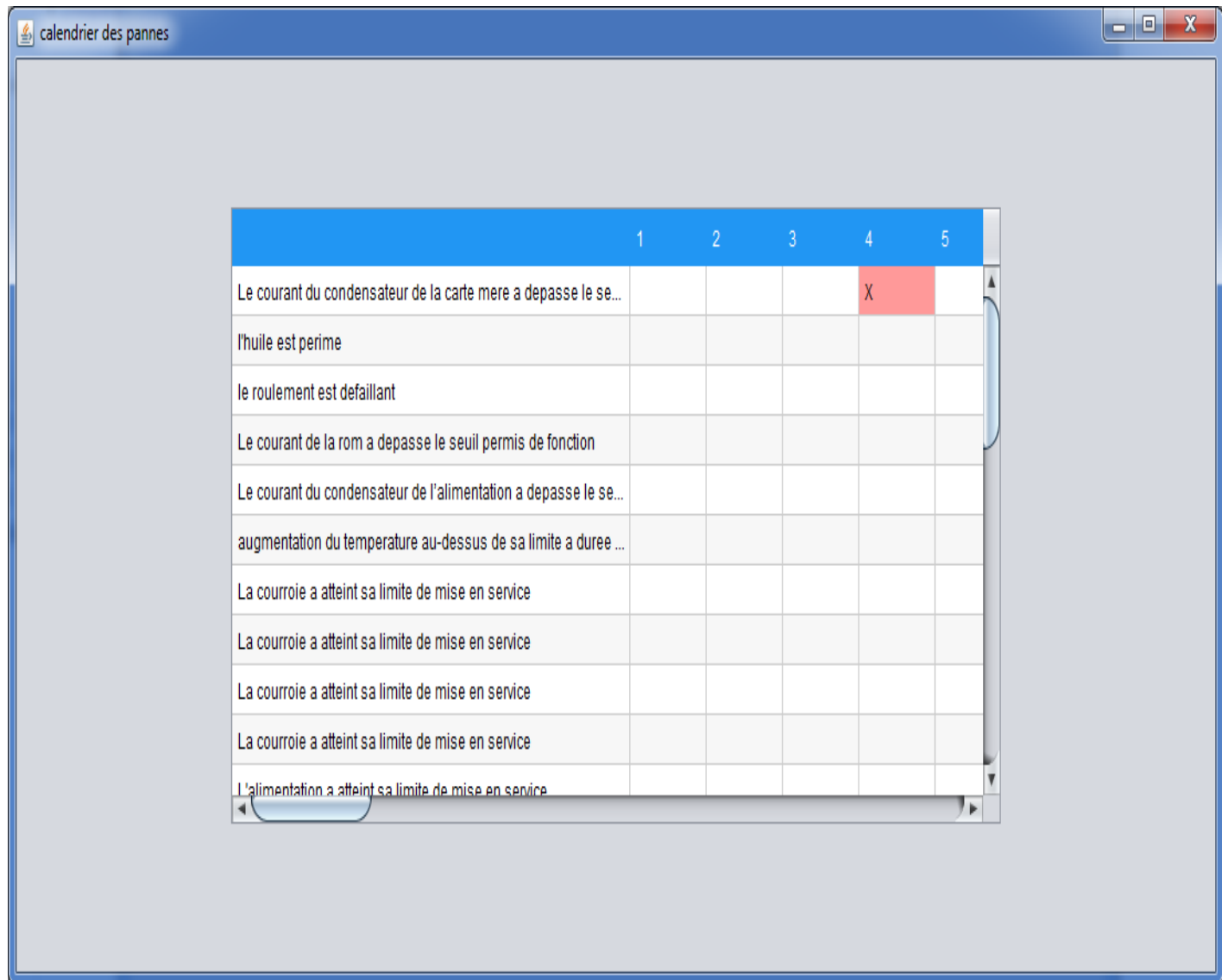
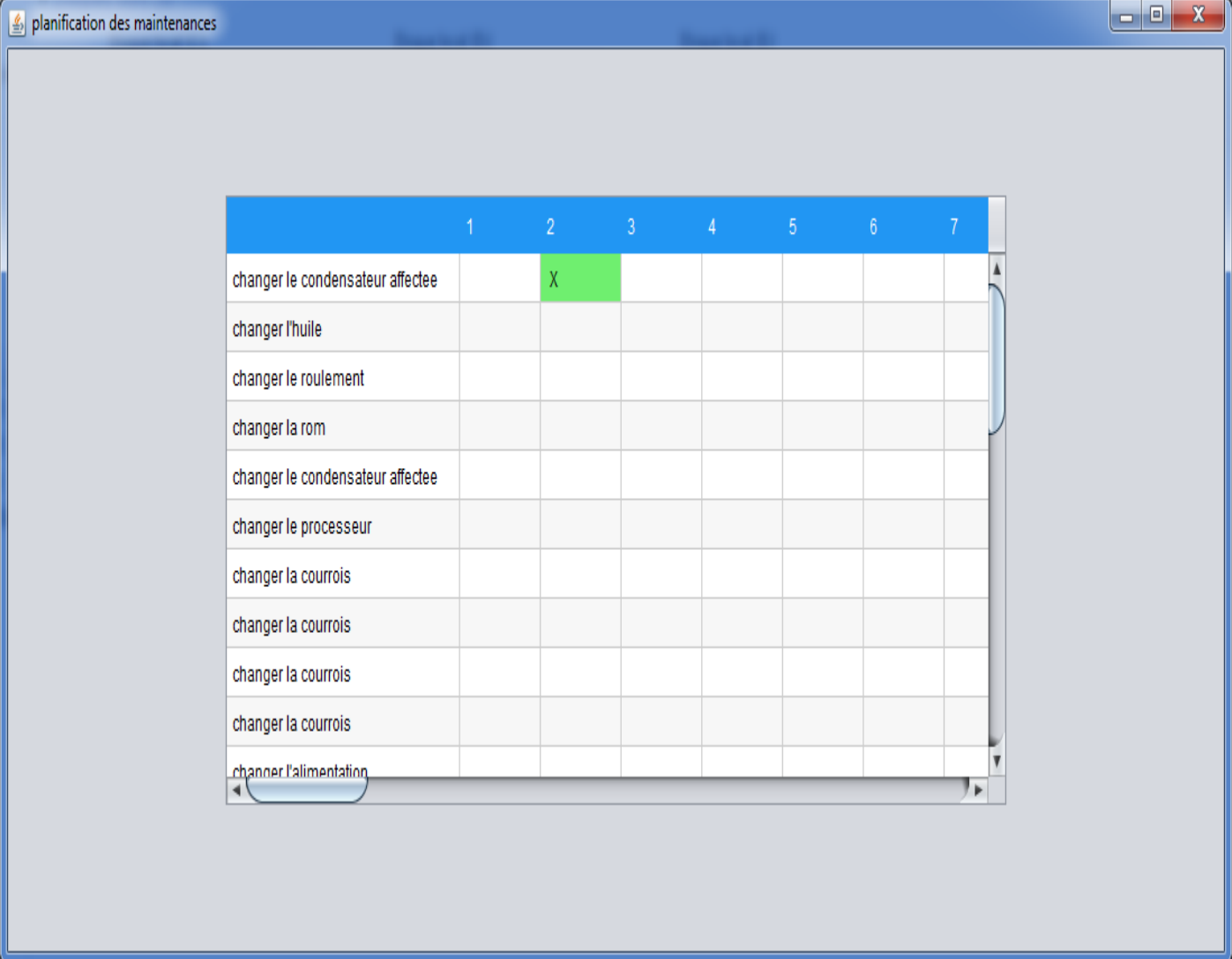


Figure 3.7 Calendrier des pannes

La sixième interface représente le calendrier hebdomadaire de maintenance des pannes



	1	2	3	4	5	6	7
changer le condensateur affectee		X					
changer l'huile							
changer le roulement							
changer la rom							
changer le condensateur affectee							
changer le processeur							
changer la courrois							
changer la courrois							
changer la courrois							
changer la courrois							
changer l'alimentation							

Figure 3.8 Planification des maintenances

La septième interface consiste à envoyer un email à l'utilisateur l'informant d'avance de la survenance de la panne, et comment la réparer.

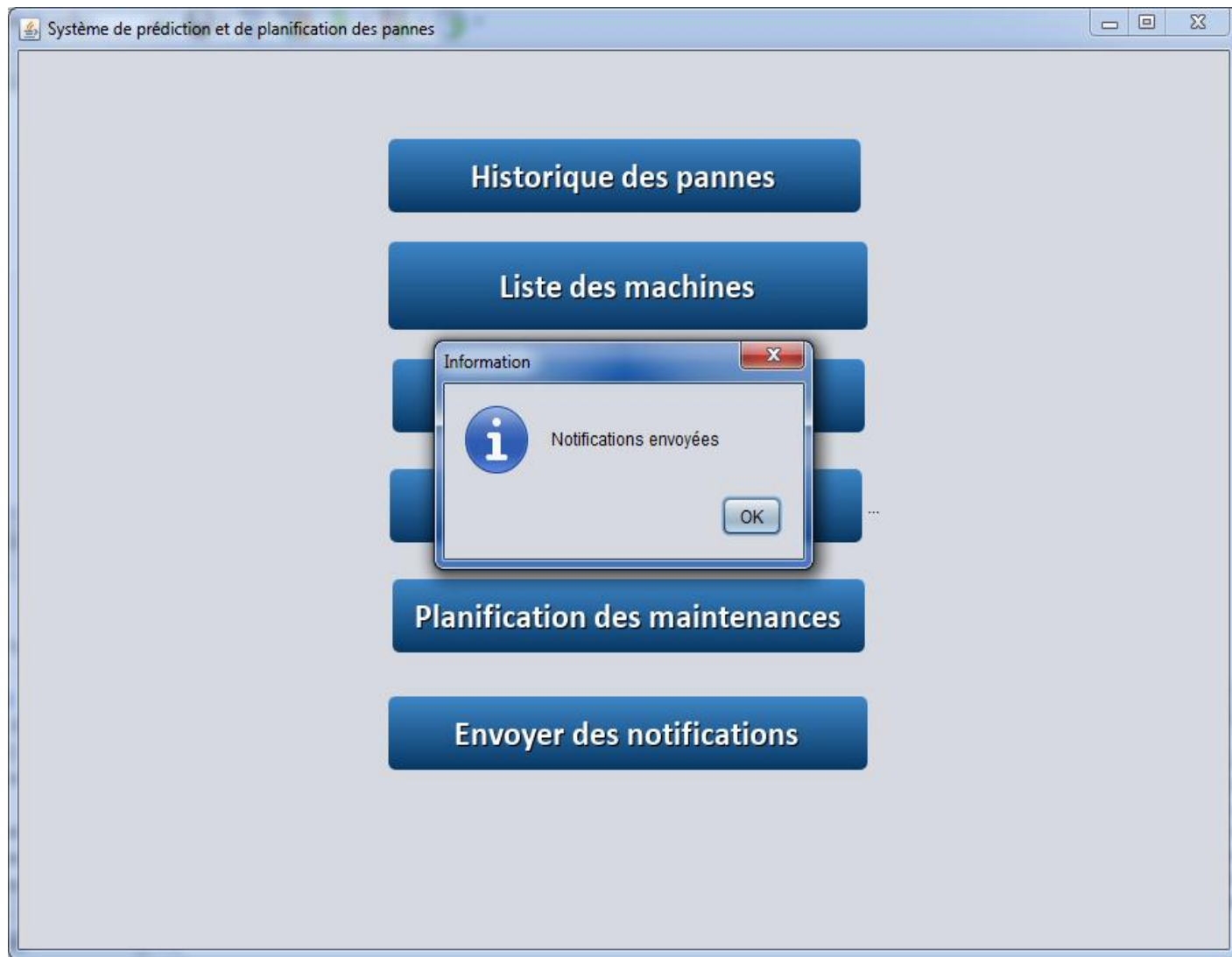


Figure 3.9 envoyer des notifications

4.6 Conclusion : En conclusion nous nous sommes consacrés à tout ce qui a contribué à la finalisation de ce projet. Nous avons mis en évidence une vision détaillée du système et de son application

CONCLUSION GENERALE

Actuellement dans le monde industriel, La bonne maintenance de l'outil de production est un facteur déterminant dans la continuité de la chaîne de travail, pour la mettre à l'abri des pertes financières causées par les pannes occasionnelles des machines.

La mise en place d'un plan de maintenance prédictive devient de plus en plus vitale pour le rendement, la survie, et la pérennité des entreprises.

Elle permet de prévenir, de diminuer l'interruption des opérations de production, et aussi de maintenir l'outil de production afin qu'il puisse fonctionner efficacement, assurant le rendement de l'entreprise.

Notre travail consiste à élaborer un système automatisé de prédiction des pannes des machines en se basant sur les différentes sources de données, utilisant la classification bayésienne naïve.

Ensuite faire le planning des maintenances qui permet d'intervenir au moment opportun avant leurs survenances.

Cette technique de maintenance n'est pas encore très étendue, nous espérons qu'elle sera généralisée dans tous les domaines surtout en ce qui concerne les transformateurs d'électricité afin d'éviter les coupures d'électricité de la ville avant leurs survenances.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Plan du Cours de Fouille de Données,
www.d1n7iqsz6ob2ad.cloudfront.net/document/pdf/537f2ff0299b1.pdf, consulté le 09/06/2019.
- [2] F Betouati, Data mining distribue, Magister, Université D'ORAN, 2011.
- [3] B. Brahim, Extraction de connaissances à partir de données incomplètes et imprécises Magister, UNIVERSITE DE M'SILA, 2011.
- [4] Abdelhamid DJEFFAL, Cours Fouille de données avancée, conférence, Université Mohamed Khider - Biskra, 2014.
- [5] P, Vrignat , Génération d'indicateurs de maintenance par une approche semi-paramétrique et par une approche markovienne, Doctorat, Université d'Orléans, 2010.
- [6] L. Jérémy, Mise en place d'un plan de maintenance préventive sur un site de production pharmaceutique, Doctorat, Université Joseph Fourier faculté de pharmacie de Grenoble, 2011.
- [7] A. Kabouche, Techniques de Maintenance Prédictive pour l'Amélioration de la disponibilité des Installations, Doctorat, Université Badji Mokhtar – Annaba.
- [8] R.Noureddine, Implémentation de la maintenance prédictive dans les systèmes de production, Doctorat, Université des sciences et de la technologie d'Oran, 2008.
- [9] NF EN 13306, Terminologie de la maintenance Norme AFNOR.,2001.
- [10] jafwin, www.jafwin.com/2019/01/14/top-5-des-outils-les-plus-utilises-en-data-mining/, consulté le : 22/06/2019.
- [11] bigdata-madesimple, www.bigdata-madesimple.com/14-useful-applications-of-data-mining/ , consulté le : 26/02/2019.
- [12] wikipedia, www.fr.wikiiversity.org/wiki/Datamining/Applications , consulté le : 22/02/2019.
- [13] petite-entreprise, www.petite-entreprise.net/P-2594-83-G1-definition-qu-est-ce-que-le-data-mining.html, consulté le : 20/02/2019.
- [14] researchgate, www.researchgate.net/figure/le-processus-de-data-mining-4-le-modele-en-u-pour-la-conception-et-levaluation-des_fig1_220745687
, consulté le : 22/06/2019.
- [15] machinelearningmastery, www.machinelearningmastery.com/supervised-and-unsupervised-machine-learning-algorithms, consulté le : 22/02/2019.
- [16] lifewire, www.lifewire.com/regression-1019655 , consulté le : 22/02/2019.

- [17] wikipedia, www.fr.wikipedia.org/wiki/R%C3%A8gle_d%27association, consulté le : 22/02/2019.
- [18] appvizer, www.appvizer.fr/magazine/operations/gmao/maintenance-predictive-definition, consulté le : 25/06/2019.
- [19] limblecmms, www.limblecmms.com/blog/condition-based-maintenance/, consulté le : 25/06/2019.
- [20] schema-montage-electronique, www.schema-montage-electronique.blogspot.com/2013/04/les-differents-types-de-maintenance.html, consulté le : 25/06/2019.
- [21] oet, www.oet.fr/fr/maintenance-predictive-et-intelligence-artificielle, consulté le : 25/06/2019.
- [22] wikipedia, www.fr.wikipedia.org/wiki/Machine, consulté le : 20/06/2019.
- [23] orange-business, www.orange-business.com/fr/blogs/cloud-computing/infrastructure-as-a-service/maintenance-predictive-la-donnee-au-service-de-l-industrie, consulté le : 20/06/2019.
- [24] datacamp, www.datacamp.com/community/tutorials/naive-bayes-scikit-learn, consulté le : 20/06/2019.
- [25] wikipedia, www.fr.wikipedia.org/wiki/Classification_na%C3%AFve_bay%C3%A9sienne, consulté le : 20/06/2019.
- [26] linternaute, www.linternaute.fr/dictionnaire/fr/definition/carte-mere/, consulté le : 20/06/2019.
- [27] wikipedia, www.fr.wikipedia.org/wiki/Alimentation_%C3%A9lectrique, consulté le : 20/06/2019.
- [28] wikipedia, www.fr.wikipedia.org/wiki/Courroie, consulté le : 20/06/2019.
- [29] vikidia, https://fr.vikidia.org/wiki/Moteur_%C3%A9lectrique, consulté le : 20/06/2019.
- [30] Data Mining: Concepts et Techniques, www.web.fhnw.ch/personenseiten/taoufik.nouri/Data%20Mining/Course/Course1/introduction%5b1%5d.ppt, consulté le 22/02/2019.
- [31] P.Dangauthier, Fondations, méthode et applications de l'apprentissage bayésien, Doctorat, Laboratoire d'Informatique de Grenoble, 2007.

ملخص:

الصيانة التنبؤية هي الوسيلة الامثل التي تضمن اشتغال الة الانتاج مؤدية بذلك الى زيادة الانتاج والمردودية والفوائد المالية مما يسمح للشركة بالبقاء في سوق الإنتاج التنافسي. يندرج عملنا في برمجة تطبيق حاسوبي يسمح بتوقع حدوث الاعطاب، وتخطيط مواعيد صيانة الالة. حيث استنادا الى توقع الاعطاب، تسمح لنا هذه المواعيد بالتدخل في الوقت المناسب قبل وقوع العطب. **الكلمات المفتاحية:** التنقيب عن البيانات، الصيانة التنبؤية، توقع الاعطاب، تخطيط مواعيد الصيانة، تصنيف بايز.

Abstract:

Predictive maintenance is the most efficient way to ensure the durability of the running of the production tool thus increasing its production, its performance and the financial benefits that enable the company to remain in the competitive market of production.

Our application is to implement an automated system for predicting breakdowns, do the maintenance planning of the machines, which, according to the prediction, allows us to intervene at the opportune moment before the breakdowns occur.

Key words: Data mining, predictive maintenance, breakdowns prediction, maintenance planning, Naive Bayes classifier.

Résumé :

La maintenance prédictive est le moyen le plus efficace pour assurer la durabilité de la mise en service de l'outil de production augmentant ainsi sa production, son rendement et les bénéfices financiers qui permettent à l'entreprise de se maintenir sur le marché concurrentiel de la production.

Notre application consiste à mettre en œuvre un système automatisé pour la prévision des Pannes et faire la planification de maintenance des machines qui, d'après les prévisions, nous permet d'intervenir au moment opportun avant la survenance des pannes.

Mots clés : Fouille des données, maintenance prédictive, prédiction des pannes, planification des maintenances, classification bayésienne naïve.