

Détermination de l'applicabilité des réseaux de neurones pour simuler le séchage du maïs en système mixte

R. LACROIX¹, R. KOK² et S. FORTIN³

¹Département des sciences animales et ²Département de génie agricole et des biosystèmes, campus Macdonald de l'université McGill, 21111 chemin Lakeshore, Sainte Anne de Bellevue, QC, Canada H9X 3V9 et ³Station de recherche de Saint-Bruno, Ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation, 335 chemin des Vingt-Cinq Est, Saint Bruno de Montarville, QC, Canada J3V 4P6. Reçu le 28 janvier 1998; accepté le 19 avril 1999.

R. Lacroix, R. Kok et S. Fortin. 1999. **Détermination de l'applicabilité des réseaux de neurones pour simuler le séchage du maïs en système mixte.** Can. Agric. Eng. 41:105-112. Cette étude portait sur l'applicabilité des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la simulation informatique du séchage des grains en système mixte (avec reprise quotidienne de grains pour l'alimentation d'un troupeau), et visait à établir si un RNA pouvait reproduire de façon satisfaisante les résultats d'un modèle conventionnel. Le modèle SIM-MAÏS a servi à générer les données d'entrée et de sortie nécessaires à l'entraînement d'un RNA de type "back-propagation", et comme base de comparaison. Basé sur les données d'entrée (date de récolte, teneur en eau initiale, débit d'air, rapport hauteur/diamètre du silo, présence ou absence d'addition de chaleur, et conditions météorologiques) le logiciel devait prédire le pourcentage de détérioration du grain, l'énergie consommée pour la ventilation et l'addition de chaleur, la date de la fin du séchage (i.e., date à laquelle la teneur en eau de tout le grain dans le silo était 14.5% ou moins), et la quantité de grain avec respectivement plus de 20% et 18% d'humidité lors de la remise de la ventilation séchante au printemps. Neuf essais ont été effectués avec différents nombres d'éléments de calcul dans les couches intermédiaires, règles d'apprentissage ("delta-rule", et "delta-rule" cumulatif normalisé), fonctions de transfert dans les éléments de calcul (sigmoïde et tangente hyperbolique), cycles d'apprentissage (100,000 à 500,000), et données pour l'apprentissage. Le RNA montrant les meilleures performances avait été entraîné avec 20 éléments de calcul dans la première couche intermédiaire et 10 dans la seconde, 100,000 cycles d'apprentissage, la fonction de transfert tangente hyperbolique, et la règle d'apprentissage delta-rule cumulatif normalisé. Dans l'ensemble, ce réseau de neurones a reproduit de façon satisfaisante les résultats générés par SIM-MAÏS. Généralement, l'écart relatif moyen s'est situé entre 1% et 3%. Toutefois, il y a un certain nombre de cas extrêmes où cet écart a été près de 50% pour la détérioration. Pour les autres variables, l'écart relatif maximal s'est situé entre 20% et 25%. Si le RNA était utilisé dans un système d'aide à la décision, il faudrait donc faire attention à ces valeurs extrêmes.

This study sought to establish the applicability of artificial neural networks (ANNs) to the computer simulation of low-temperature grain drying, and whether such a system could satisfactorily reproduce the results obtained with a procedural model. The procedural model, SIM-MAÏS, was used to generate the input and output data needed to train a back-propagation ANN, and as a basis for comparison. Based on the input data (harvest date, initial moisture content, air flow, height/diameter ratio of the silo, presence or absence of heating, and meteorological conditions) the model predicted the percentage of grain deterioration, the energy consumed in ventilation and heating, the end-of-drying date, and the amounts of grain with moisture contents over 20% or over 18%. Nine trials were run with different numbers of processing elements in each hidden layer, learning rules (delta-rule and

normalized cumulative delta-rule), transfer functions in the processing elements (sigmoid or hyperbolic tangent), learning cycles (100,000 to 500,000), and data for learning. The ANN showing the best performance was the one with 20 processing elements in the first hidden layer and 10 in the second, 100,000 learning cycles, hyperbolic tangent transfer functions and the normalized cumulative delta learning rule. Overall, this ANN satisfactorily reproduced the results of the procedural model. Generally, the average relative deviation was between 1% and 3%. There were, however, a few extreme cases where this deviation was close to 50% for the deterioration. For the other variables, the maximum relative error was between 20% and 25%. If the ANN is to be used for decision support, these extreme values will have to be taken into account.

INTRODUCTION

Les modèles procéduraux traditionnellement utilisés pour la simulation du séchage de grains à basse température consomment beaucoup de ressources informatiques. Cela est d'autant plus vrai lorsqu'on veut simuler le séchage de grains en système mixte, avec reprise quotidienne de grains pour l'alimentation d'un troupeau. Le temps requis pour la simulation d'un tel système est donc relativement long, ce qui rend difficile son utilisation dans les systèmes d'aide à la décision ou directement pour la gestion de silos sous diverses conditions. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) pourraient constituer une alternative intéressante grâce à leur capacité d'apprentissage et la rapidité avec laquelle on peut obtenir des résultats similaires à ceux fournis par les modèles conventionnels (Kok et al. 1994; Lacroix et al. 1995; Shukla et al. 1996).

Les RNA ont été développés en imitation du réseau de neurones du système nerveux humain. L'unité cellulaire de base, le neurone, qui capte, combine et transforme les influx nerveux avant de retransmettre un message intégré à d'autres neurones est remplacée par un élément de calcul dans un RNA. Ces éléments de calcul sont groupés par strates, reliées entre elles par de multiples connexions. Les signaux sont propagés dans le réseau à partir de la couche d'entrée, pour aboutir à des résultats de calcul dans la couche de sortie. Le réseau contient une ou plusieurs couches intermédiaires. A chaque connexion est associée une unité de pondération, le poids, qui correspond à la synapse dans le système nerveux humain. En entraînant un

RNA à réagir d'une quelconque façon, on modifie les valeurs de ces poids.

Les RNA les plus couramment utilisés sont de type back-propagation. Pour ce type de RNA, le processus d'apprentissage consiste à présenter au réseau une séquence d'observations comprenant des données d'entrée et les données de sortie correspondantes. Les données d'entrée sont propagées dans le RNA, qui génère alors une série de données de sortie. Celles-ci sont ensuite comparées avec celles désirées et la différence (appelée erreur) est repropagée à l'inverse dans le réseau. Chaque poids est alors modifié en proportion de cette erreur et de la valeur à l'entrée de la connexion. Cette opération est répétée maintes fois avec différentes observations et les poids sont ajustés progressivement de façon à internaliser les relations entre les données d'entrée et de sortie. Les mêmes observations peuvent être utilisées plusieurs fois durant le processus global d'apprentissage. Durant cet apprentissage, le RNA devrait converger vers un état stationnaire où l'erreur globale est à son minimum. Lorsque l'apprentissage d'un RNA est jugé suffisant, il peut être utilisé en mode rappel, c'est à dire qu'on peut lui présenter de nouvelles données d'entrée, et il calculera les données de sortie correspondantes.

Cette étude avait pour but d'explorer la possibilité d'utiliser des RNA pour la simulation du séchage du maïs grain en système mixte. Un modèle basé sur les RNA pourrait ainsi fournir des résultats plus rapidement qu'un logiciel procédural, ce qui permettrait son emploi dans des systèmes informatiques d'aide à la décision sans nécessiter d'ordinateur puissant. L'objectif consistait à vérifier que l'emploi d'un réseau de neurones artificiels permettrait de fournir des résultats similaires à ceux fournis par le modèle SIM-MAÏS actuellement utilisé par la Station de recherche de St-Bruno (QC) pour la gestion du séchage des grains en système mixte.

Plus spécifiquement, les objectifs visés étaient:

- (i) l'établissement de l'applicabilité d'une approche basée sur les réseaux de neurones pour la simulation informatique du séchage des grains en système mixte, et
- (ii) le développement d'un modèle de simulation du séchage du maïs basé sur cette technique, et qui reproduirait de façon satisfaisante les résultats obtenus avec le modèle conventionnel développé à la Station de Saint-Bruno, QC.

MATÉRIEL ET MÉTHODES

Logiciel SIM-MAÏS.

Les données de simulation utilisées dans ce projet provenaient de la Station de recherche de St-Bruno. Ces données ont été produites à l'aide du logiciel SIM-MAÏS, dérivé du logiciel NATAIR (Natural Air Drying Model) développé à l'Université du Minnesota (Morey et al. 1979). Le logiciel à réseau de neurones servirait aux mêmes fins que SIM-MAÏS, tout en nécessitant des temps d'exécution plus courts. Le logiciel SIM-MAÏS:

- (i) permet la simulation du séchage en silo de maïs dont la quantité de grains et l'épaisseur sont fixes;
- (ii) utilise un modèle de séchage basé sur des principes de séchage à l'équilibre et en couches minces, et sur les bilans énergétiques et massiques de chaque couche;
- (iii) calcule les besoins énergétiques pour la ventilation et l'addition de chaleur (si présente);

- (iv) inclut un modèle de détérioration des grains, qui est définie comme la perte de matière sèche (Thompson 1972; Saul 1970).

SIM-MAÏS, qui a été adapté et validé à la Station de recherche de Saint-Bruno, QC, diffère de NATAIR, dont il a été dérivé, sur les quelques points suivants:

- (i) L'équation utilisée pour le taux de séchage en couches minces est celle de Mishra-Brooker telle que rapportée par Bakker-Arkema et al. (1983). L'équation utilisée pour la teneur en eau à l'équilibre du maïs est celle utilisant l'équation de Henderson-Thompson et les paramètres rapportés par Rao et Pfof (1980). Les mêmes équations sont utilisées sans effet d'hystérèse, tant pour l'adsorption que pour la désorption. Cette combinaison d'équations a été retenue suite à une validation faite à partir de 5 essais de séchage à basse température à la Station de Saint Bruno de l'automne 1989 au printemps 1990, à l'automne 1990, ainsi que de l'automne 1991 au printemps 1992. Cette validation a porté sur 55 combinaisons de 5 équations de séchage en couches minces et de 11 équations d'équilibre hygroscopique (dont certaines avec hystérèse).
- (ii) Alors que NATAIR ne recourt à l'approche de séchage en couches minces que si l'approche d'équilibre prédit une quantité de séchage relativement importante, SIM-MAÏS ne recourt à l'approche d'équilibre que si la quantité de séchage prédite par l'approche en couches minces représente 50% ou plus de la quantité d'eau que pourrait absorber l'air s'il était porté à l'équilibre avec le grain. Dans les deux cas, on retient la quantité de séchage la moins élevée de celles générées par les deux approches.
- (iii) SIM-MAÏS a été modifié pour simuler le séchage d'un silo de grains dont la quantité et le profil varient dans le temps (système mixte). La version modifiée suppose que la cellule du silo a été remplie sans nivellement des grains, de sorte que le profil initial du silo comporte un amoncellement conique de grains déterminé par l'angle de repos du maïs, en plus du cylindre constitué jusqu'à la hauteur de remplissage au mur. Durant les simulations, le profil du grain évolue en fonction d'un taux de prélèvement (pour l'alimentation d'un troupeau). Le prélèvement régulier de grains modifie le profil: le cône se déforme progressivement par la vidange qui laisse un cône inversé vide au centre de l'amoncellement du départ. Le débit d'air du ventilateur est recalculé par le logiciel à mesure que la quantité de grain prélevée le justifie. Au départ, le débit d'air du ventilateur est calculé en considérant la pression statique développée pour l'épaisseur de grains retrouvée au mur et ce débit est appliqué à la quantité totale de grains dans le silo. Lorsque la vidange est suffisante pour réduire l'épaisseur de grains au mur, le logiciel recalcule alors le débit d'air du ventilateur.
- (iv) Pour la simulation du système mixte, SIM-MAÏS utilise une épaisseur de couche de 152 mm et un intervalle de simulation de 3 heures. A l'origine SIM-MAÏS et NATAIR utilisaient une épaisseur de 76 mm, mais une étude a permis de déterminer que la différence de résultats était très mince avec 152 mm, alors que le temps de simulation était réduit de moitié.

SIM-MAÏS constitue donc un modèle dynamique et non-linéaire. Comme l'épaisseur de grains diminue à chaque jour, cela entraîne une augmentation continue du débit du ventilateur. Cette augmentation accélère à son tour la vitesse de séchage des grains. D'autre part, dans SIM-MAÏS, la ventilation séchante est arrêtée à l'automne et reprise au printemps, alors que le prélèvement du grain pour l'alimentation se poursuit durant l'hiver. Le débit d'air du ventilateur à la reprise de la ventilation est donc plus élevé qu'à son arrêt à l'automne.

Les variables d'entrée et de sortie pour la simulation du système mixte avec SIM-MAÏS sont présentées au Tableau I. Pour ce projet, seulement certains des résultats obtenus avec SIM-MAÏS pendant et après la saison de séchage étaient considérés. On voulait d'abord connaître les quantités de grains ayant une teneur en eau supérieure à 20% et 18%, respectivement, à la date de remise en marche de la ventilation séchante au printemps (i.e., le 22 mars). On était également intéressé à la date d'arrêt du séchage, l'énergie totale consommée pour le séchage, et le pourcentage total de matière sèche perdue par détérioration. Dans chaque simulation, la date d'arrêt du séchage était établie en fonction de la teneur en eau du grain. Spécifiquement, le séchage était terminé lorsque tout le grain du silo avait atteint une teneur en eau de 14.5% ou moins.

Apprentissage du Réseau de Neurones

Les étapes pour le projet ont été: 1) l'exécution de simulations à l'aide du logiciel SIM-MAÏS, 2) le prétraitement des données, 3) la production de fichiers d'apprentissage et de rappel, 4) le déploiement et l'apprentissage de réseaux de neurones artificiels (RNA), 5) l'utilisation en mode rappel des RNA entraînés et 6) l'analyse comparative des résultats.

Le logiciel SIM-MAÏS a servi à générer les données nécessaires à l'apprentissage des RNA. Pour ce projet, le silo de grains était divisé en couches de 152 mm, et des intervalles de temps de trois heures étaient utilisés. Les simulations ont porté sur une période de 20 ans, pour la région de Montréal. La période de simulation couvrait les années 1964 à 1984, à l'exception de l'année 1979. Les résultats obtenus à la fin de chaque période de simulation (aussi appelée saison de séchage) ont été utilisés pour l'entraînement des RNA.

Comme seul le bilan de chaque saison de séchage devait être prédit par les RNA, la procédure adoptée consistait à remplacer les données météorologiques horaires, pour une année quelconque, par le profil météorologique global de cette même année. Ce profil global était indiqué au RNA en lui fournissant simplement le numéro de l'année de simulation (1964 étant l'année numéro 1, 1965 étant l'année numéro 2, etc., pour terminer par 1984 qui était l'année numéro 20). Le RNA devait donc établir les relations existant entre le numéro de l'année et les résultats de séchage obtenus pour la même année. Cette procédure diminuait ainsi considérablement le nombre de données nécessaires pour arriver aux résultats désirés.

Des simulations avec SIM-MAÏS ont été effectuées pour toutes les combinaisons possibles de variables d'entrée. Il existait 49000 combinaisons au total, soit 20 années de simulation (1964 à 1984, sauf 1979), 2 cas d'addition de chaleur (avec/sans), 7 dates de récolte (du jour 288 à 312 en

incréments de 4 jours), 5 débits d'air (de 5 à 13 L s⁻¹ m⁻³, en incréments de 2), 5 rapports hauteur/diamètre du silo (de 0.5 à 1.3 en incréments de 0.2), et 7 teneurs en eau initiales (de 22% à 28% en incréments de 1%). Comme les données couvraient bien la plage de variation pour toutes les variables d'entrée, il a été décidé d'utiliser l'ensemble des combinaisons pour l'apprentissage des réseaux de neurones artificiels (RNA). L'utilisation des RNA en mode rappel était par la suite faite avec les mêmes données. Cela se justifie par le fait que l'intention était d'obtenir un modèle descriptif pour l'ensemble des données (et non pas un modèle prédictif).

L'étape de prétraitement a consisté en l'analyse des données brutes de simulation. Des analyses visuelles (graphiques, histogrammes) et numériques (e.g., valeurs minimum et maximum, moyennes, écart-type, corrélation linéaire) ont été effectuées. Ensuite, différents fichiers pour l'apprentissage et le rappel des RNA ont été créés. Toutes les variables, à l'exception de l'année de simulation, ont été mises dans les fichiers directement, sans transformation. Comme l'année de simulation ne constituait pas une variable de type continu, elle a été codée sous format binaire. L'année de simulation était donc représentée par 20 entrées dans les RNA, pour un total de 25 données à l'entrée. Différentes configurations de RNA de type back-propagation ont été testées. Des essais ont été effectués avec différents nombres d'éléments de calcul dans les couches intermédiaires, règles d'apprentissage (delta-rule, et delta-rule cumulatif et normalisé), fonctions de transfert dans les éléments de calculs (sigmoïde et tangente hyperbolique) et degrés d'apprentissage (100,000 à 500,000 cycles d'apprentissage). Les RNA ont été déployés et entraînés à l'aide du logiciel NeuralWorks Professional II/Plus de NeuralWare inc. (1991).

L'analyse comparative des résultats fournis par les divers RNA a été effectuée par des méthodes graphiques et numériques. Les valeurs numériques retenues incluent: i) la moyenne de la valeur absolue des écarts relatifs (calculés en divisant chaque écart entre la valeur produite par le RNA et celle désirée par la moyenne des valeurs minimum et maximum pour chaque variable), ii) le coefficient de corrélation linéaire entre les valeurs produites par le RNA et celles désirées, et iii) l'écart quadratique moyen (RMS).

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Le prétraitement des données a permis de constater que les données relatives à la date d'arrêt du séchage étaient séparées en deux ensembles. La majorité des données étaient situées entre 82 et 182 jours juliens (48,924 observations), alors qu'un petit groupe était situé entre 334 et 348 jours (76 observations). Il faut noter que, dans le cas de ce dernier groupe, le séchage des grains s'est terminé la même année que la récolte, soit peu de jours après celle-ci. Dans les simulations avec SIM-MAÏS, il n'y a jamais eu de ventilation (donc de séchage) entre le 348^e jour d'une année et le 82^e jour de l'année suivante, à cause des conditions hivernales. L'hypothèse a été émise que les 76 observations isolées pourraient diminuer la capacité d'apprentissage des RNA, à cause des fonctions de transfert utilisées dans ceux-ci (i.e., fonctions de type saturantes). Il a donc été jugé nécessaire de faire des essais avec deux fichiers d'apprentissage différents. Dans le premier fichier (PARTIEL.DAT), les 76 observations isolées étaient absentes.

Tableau I. Variables d'entrée et de sortie pour SIM-MAÏS et pour les réseaux de neurones.

Variables	Modèle	
	SIM-MAÏS	Réseau de neurones
D'entrée	Intervalle de temps pour simulation (fixé à 3 h)	Année de simulation (de 1 à 20)
	Hausse de température due au ventilateur (fixée à 1.5°C)	Avec addition de chaleur (0), ou sans addition de chaleur (1)
	Épaisseur d'une couche de grains (fixée à 152 mm)	Date de récolte (jour Julien) (variation entre 288 et 312 en incréments de 4 jours)
	Type de surface: (1) nivelée au remplissage, (2) non-nivelée au remplissage; (fixé à 2)	Débit d'air unitaire ($L s^{-1} m^{-3}$) (variation entre 5 et 13 $L s^{-1} m^{-3}$ en incréments de 2)
	Date du lancement de la simulation (i.e., date de récolte)	Rapport hauteur/diamètre du silo (variation entre 0.5 et 1.3 en incréments de 0.2)
	Date de la fin de la simulation pour l'automne (fixée au 15 décembre)	Teneur en eau initiale des grains (% base humide) (variation entre 22 et 28% en incréments de 1%)
	Date de relance de la simulation pour le printemps (fixée au 22 mars)	
	Date de la fin de la simulation (fixée au 30 juin)	
	Température initiale des grains, (fixée à 10 °C)	
	Température des grains pendant la période d'arrêt d'hiver (fixée à -5°C)	
	Avec addition de chaleur (0), ou sans addition de chaleur (1)	
	Débit d'air unitaire ($L sec^{-1} m^{-3}$)	
	Rapport hauteur/diamètre du silo	
	Teneur en eau initiale des grains (% base humide)	
	Matière humide (fixée à 100 Mg)	
	Données météorologiques journalières pour l'année étudiée	
	De sortie	Date de fin du séchage (jour Julien)
Détérioration des grains mesurée par la perte en matière sèche (%)		Détérioration des grains mesurée par la perte en matière sèche (%)
Énergie consommée pour la ventilation et l'addition de chaleur (kWh)		Énergie consommée pour la ventilation et l'addition de chaleur (kWh)
Énergie consommée pour l'addition de chaleur (kWh)		Énergie consommée pour l'addition de chaleur (kWh)
Quantité de grains à une teneur en eau supérieure à 18% base humide au 22 mars (%)		Quantité de grains à une teneur en eau supérieure à 18% base humide au 22 mars (%)
Quantité de grains à une teneur en eau supérieure à 20% base humide au 22 mars (%)		Quantité de grains à une teneur en eau supérieure à 20% base humide au 22 mars (%)

Tableau II. Caractéristiques d'apprentissage et de rappel des réseaux de neurones pour les divers essais.

Essai no.	Fichier de données pour		Éléments de calcul dans		Cycles d'apprentissage ,000	Fonction de transfert	Règle d'apprentissage
	Apprentissage	Rappel	Couche 1	Couche 2			
1	PARTIEL	PARTIEL	20	10	100	tanh	Delta-rule CN ³
2	PARTIEL	PARTIEL	20	10	500	tanh	Delta-rule CN
3	PARTIEL	PARTIEL	20	10	100	sigmoïde	Delta-rule
4	PARTIEL	PARTIEL	24	7	100	tanh	Delta-rule CN
5	COMPLET	COMPLET	24	7	100	tanh	Delta-rule CN
6	COMPLET	COMPLET	20	10	100	tanh	Delta-rule CN
7	COMPLET	PARTIEL	20	10	100	tanh	Delta-rule CN
8 ¹	PARTIEL	PARTIEL	20	10	100	tanh	Delta-rule CN
9 ²	PARTIEL	PARTIEL	24	7	100	tanh	Delta-rule CN

¹Même configuration que l'essai 1, avec le tableau MIN/MAX obtenu à partir du fichier COMPLET.DAT

²Même configuration que l'essai 4, avec le tableau MIN/MAX obtenu à partir du fichier COMPLET.DAT

³Delta-rule CN = Delta-rule cumulatif et normalisé

Tableau III. Écart quadratique moyen (RMS), écart absolu relatif moyen (VAR), et corrélation entre les valeurs désirées et obtenues (COR), dans chaque essai, pour chaque variable de sortie.

Variable de sortie	Statistique	No. de l'essai								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
Détérioration	RMS (%)	0.075	0.075	0.131	0.070	0.070	0.070	0.070	0.070	0.070
	VAR (%)	3.3	3.3	6.0	2.9	2.9	2.7	2.7	2.8	2.9
	COR	89.6	89.6	63.2	91.1	91.0	91.1	91.1	91.0	91.0
Energie pour ventilation et addition de chaleur	RMS (kWh)	2543	2516	16247	2147	2190	1831	1796	1875	1913
	VAR(%)	1.3	1.3	6.6	1.0	1.0	0.8	0.8	0.9	0.9
	COR	99.0	99.0	44.3	99.3	99.3	99.5	99.5	99.5	99.4
Energie pour addition de chaleur	RMS (kWh)	174	173	663	134	117	111	109	103	92
	VAR (%)	1.3	1.3	5.3	1.0	0.9	0.8	0.8	0.8	0.7
	COR	99.7	99.7	96.0	99.8	99.9	99.9	99.9	99.9	99.9
Date d'arrêt du séchage	RMS (jours)	3.8	3.8	10.8	3.4	6.1	6.0	4.1	4.0	4.2
	VAR (%)	2.7	2.7	8.6	2.4	1.6	1.5	3.0	2.9	3.1
	COR	98.3	98.3	85.4	98.7	95.9	96.0	98.0	98.1	97.9
Matériel avec teneur en eau >20%	RMS (%)	2.56	2.54	4.10	2.45	2.44	2.34	2.34	2.35	2.45
	VAR (%)	3.3	3.3	5.7	3.2	3.1	2.9	2.9	2.9	3.2
	COR	98.5	98.6	96.2	98.7	98.7	98.8	98.8	98.8	98.7
Matériel avec teneur en eau >18%	RMS (%)	2.41	2.41	4.66	2.32	2.30	2.27	2.27	2.23	2.27
	VAR (%)	2.9	2.9	5.7	2.8	2.8	2.8	2.8	2.9	2.8
	COR	98.9	98.9	96.0	99.0	99.0	99.1	99.1	99.1	99.1

L'autre fichier (COMPLET.DAT) contenait les 49,000 observations.

La configuration de chaque RNA, les fichiers utilisés pour l'apprentissage et le rappel du RNA, et le nombre de cycles d'apprentissage sont décrits dans le Tableau II. Le Tableau III contient les résultats obtenus lors des divers essais. L'écart quadratique moyen (RMS), la moyenne des valeurs absolues des écarts relatifs (VAR), et le coefficient de corrélation linéaire entre les valeurs désirées et celles produites par les RNA sont présentés au Tableau III.

Les essais 1 à 4 contiennent les résultats obtenus avec le fichier PARTIEL.DAT. Les résultats de l'essai 1 ont été obtenus avec un RNA contenant respectivement 20 et 10 éléments de calcul dans les couches intermédiaires 1 et 2. La fonction de transfert dans les éléments de calcul était la fonction tangente hyperbolique (tanh). Pour l'apprentissage, la règle delta-rule cumulatif normalisé a été utilisée. Le nombre de cycles d'apprentissage était 100,000. Le fichier PARTIEL.DAT a été utilisé pour l'apprentissage et le rappel (Tableau II). Dans l'ensemble, d'assez bons résultats ont été

obtenus pour tous les critères de comparaison. Le coefficient de corrélation obtenu pour la détérioration a toutefois été inférieur à 90%, alors qu'il a été supérieur à 98% pour les autres variables. Le VAR a été en moyenne de 1.3% pour les variables reliées à la consommation d'énergie, alors qu'il s'est situé autour de 3% pour les quatre autres variables.

Afin d'améliorer les résultats obtenus avec la première configuration de RNA, plusieurs variations ont été testées. Dans le premier essai, la configuration initiale a été conservée, mais l'apprentissage a été poussé à 500,000 cycles (Tableau II, essai 2). Les résultats indiquent que l'amélioration des performances du RNA a été presque négligeable. Il a donc été jugé inutile d'utiliser un aussi grand nombre de cycles d'apprentissage dans les essais ultérieurs, à cause du temps requis pour l'apprentissage. Les résultats de l'essai 3 ont été obtenus avec une configuration différente, basée sur la fonction de transfert sigmoïde et la règle d'apprentissage delta-rule simple. Cette configuration est souvent retrouvée dans les études portant sur les RNA. Les résultats obtenus avec cette configuration ont été de beaucoup inférieurs à ceux obtenus précédemment (Tableau III). Par exemple, les valeurs RMS et VAR ont généralement doublé. Pour l'essai 4, un RNA basé sur la configuration initiale a été utilisé, excepté que le nombre d'éléments de calculs dans les couches intermédiaires 1 et 2 a été respectivement changé à 24 et 7. On constate que les résultats ont été améliorés par rapport à la configuration initiale, et ce, pour toutes les variables de sortie (Tableau III). Toutes les valeurs RMS et VAR ont diminué et tous les coefficients de corrélation ont diminué. Les résultats obtenus pour la détérioration sont néanmoins demeurés inférieurs à ceux obtenus pour les cinq autres variables. Le coefficient de corrélation était égal à 91.1% pour la détérioration, alors qu'il était supérieur à 98% pour toutes les autres variables.

Une série d'essais a été effectuée à l'aide du fichier COMPLET.DAT, i.e., le fichier contenant les 49,000 observations. L'essai 5 contient les résultats obtenus avec un RNA dont la configuration est identique à celle ayant fourni les meilleurs résultats dans la série précédente (essai 4, Tableau II). Tel qu'escompté, les résultats obtenus pour la date d'arrêt du séchage ont été en moyenne moins bons qu'auparavant. Par contre, on peut constater que les résultats pour l'ensemble des autres variables se sont légèrement améliorés. L'essai 6 a été effectué avec une configuration identique à celle utilisée dans l'essai 1 (Tableau II). Les résultats sont supérieurs à ceux de l'essai 1. Ils sont également supérieurs à ceux de l'essai 5. On se retrouve donc avec une situation inverse à celle retrouvée avec l'emploi du fichier PARTIEL.DAT pour l'apprentissage. Afin d'établir une base de comparaison plus juste, le RNA ayant fourni les résultats de l'essai 6 a été utilisé en mode rappel avec le fichier PARTIEL.DAT et les résultats ont été portés à l'essai 7. On constate que les résultats obtenus pour la date d'arrêt du séchage sont meilleurs que ceux de l'essai 6; ils sont toutefois légèrement inférieurs à ceux de l'essai 1. Pour les autres variables, les résultats obtenus indiquent que le RNA entraîné avec le fichier COMPLET.DAT fournit de meilleures prédictions que lors d'un apprentissage avec le fichier PARTIEL.DAT. Les prédictions pour la détérioration demeurent toutefois de qualité faible par rapport aux prédictions pour les autres variables.

L'utilisation de fichiers de données différents pour l'apprentissage d'un RNA peut amener à la création de tableaux

"MIN/MAX" différents, car ceux-ci contiennent les valeurs minimales et maximales pour chaque variable. Les tableaux MIN/MAX sont utilisés par les RNA pour opérer un changement d'échelle sur les valeurs d'entrée et de sortie. A l'entrée du RNA, les valeurs sont transformées pour qu'elles soient comprises entre -1 et +1; l'opération inverse est appliquée à la sortie du RNA pour remettre les signaux à l'échelle respective des variables de sortie. Suite aux résultats obtenus dans les essais précédents (essais 6 et 7), l'hypothèse a donc été soulevée qu'une modification du tableau MIN/MAX pourrait modifier le processus d'apprentissage. Des essais ont été effectués afin de vérifier si des résultats supérieurs pouvaient être obtenus en entraînant avec le fichier PARTIEL.DAT des RNA utilisant le tableau MIN/MAX composé avec le fichier COMPLET.DAT. Les résultats des essais 8 et 9 (Tableau II) peuvent être respectivement comparés à ceux des essais 1 et 4. On constate que l'emploi d'un tableau MIN/MAX différent a effectivement modifié les résultats. Le tableau MIN/MAX affecte donc le processus d'apprentissage, et deux tableaux MIN/MAX mèneront à deux processus d'apprentissage différents. L'utilisation des fichiers PARTIEL.DAT et COMPLET.DAT impliquait donc des processus d'apprentissage différents parce que, en plus d'être différents dans leur contenu, ils menaient à la création de tableaux MIN/MAX différents. Toutefois, cette procédure n'a pas fourni de résultats meilleurs qu'auparavant.

Dans ce projet, les meilleurs résultats ont été obtenus lorsque le fichier de données COMPLET.DAT a été utilisé pour l'apprentissage d'un RNA (voir essai 7, Tableau II). Les Figures 1 à 6 montrent les données produites par ce RNA en fonction de celles qui étaient désirées. Les graphiques contiennent les 49,000 points. A l'exception de la Figure 1 qui est relative à la variable détérioration, on constate que les prédictions des RNA ont été généralement assez proches des valeurs désirées. Pour la détérioration, les prédictions semblent avoir été assez bonnes pour les plus bas niveaux (< 0.3%), alors qu'elles ont été souvent moins bonnes pour les plus hauts niveaux. Sur la Figure 4, on peut voir que le RNA n'a pas appris à prédire les bonnes dates d'arrêt du séchage pour tous les 76 observations isolées. Cela est probablement causé par la très faible proportion qu'occupent ces données parmi l'ensemble des observations.

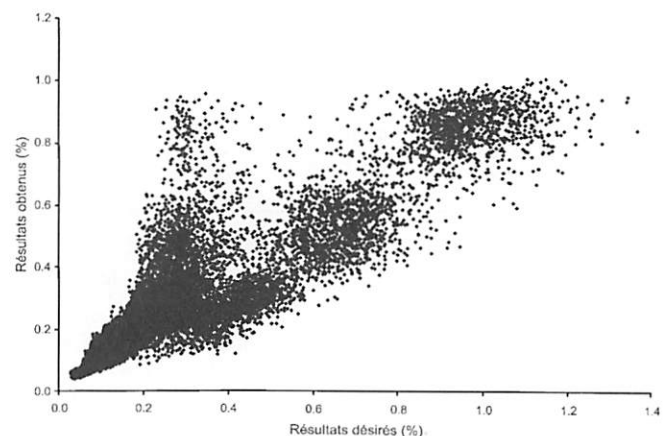


Fig. 1. Résultats obtenus pour la détérioration.

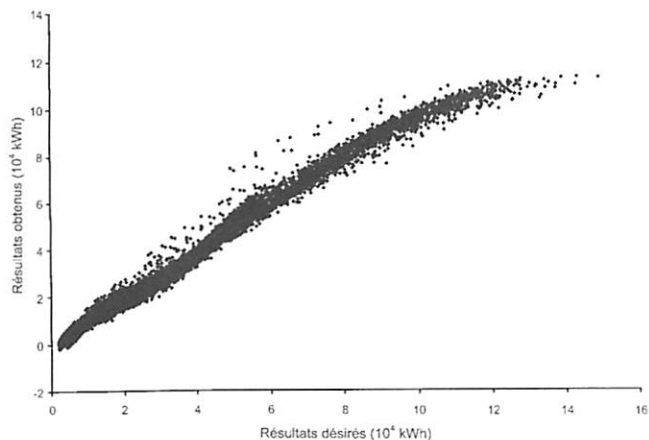


Fig. 2. Résultats obtenus pour l'énergie consommée pour la ventilation et l'addition de chaleur.

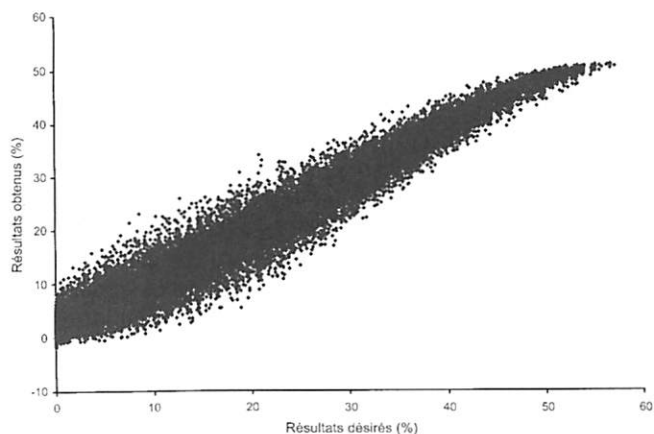


Fig. 5. Résultats obtenus pour la quantité de grains avec une teneur en eau supérieure à 20%.

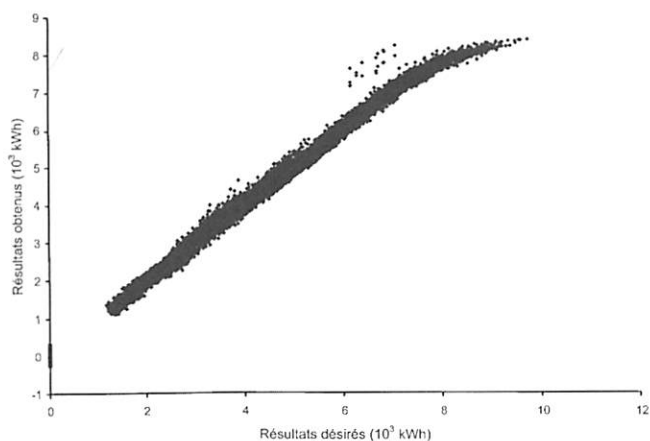


Fig. 3. Résultats obtenus pour l'énergie consommée pour l'addition de chaleur.

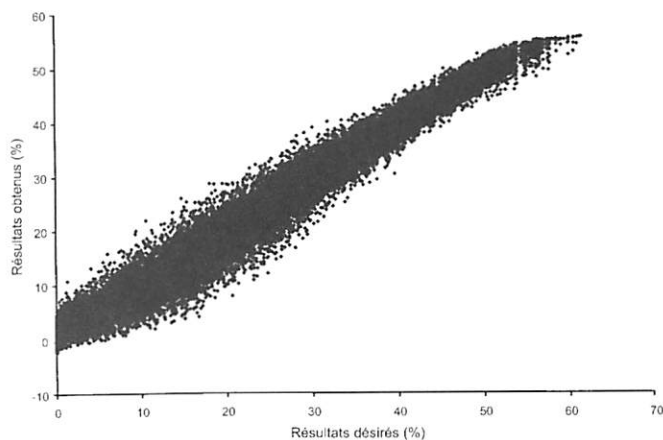


Fig. 6. Résultats obtenus pour la quantité de grains avec une teneur en eau supérieure à 18%.

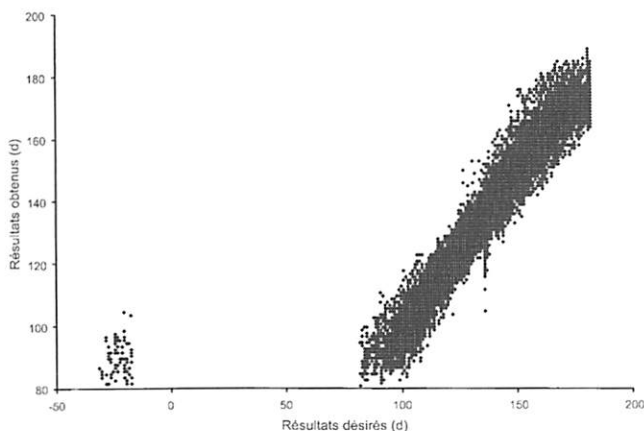


Fig. 4. Résultats obtenus pour la date de fin du séchage.

scénario de système mixte avec le modèle SIM-MAÏS est d'environ 30 secondes. De façon semblable, un logiciel à base de RNA utilisé pour solutionner l'équation Boussinesq fonctionnait près de 2600 plus rapidement que le plus rapide logiciel procédural (Shukla et al. 1996). Donc, il est évident que la vitesse d'exécution d'un logiciel à base de RNA, tel que ceux présentés ci-haut, permettrait son incorporation dans un système d'aide à la décision ou de gestion immédiate pour le séchage de grains.

CONCLUSION

L'étude a montré que, dans l'ensemble, un réseau de neurones artificiels pouvait reproduire de façon satisfaisante les résultats générés par un modèle procédural. Généralement, l'écart relatif moyen s'est situé entre 1% et 3%. Toutefois, il y a un certain nombre de cas extrêmes où cet écart a été près de 51% pour la détérioration. Quoique le nombre de ces cas soit limité, un utilisateur éventuel de ce RNA devrait être conscient de cette lacune et des risques qu'elle peut entraîner si ce critère est important pour la prise de décision. Pour les autres variables, l'écart relatif maximal s'est situé entre 20% et 25%. Si le RNA est utilisé dans un système d'aide à la décision, il faudra donc

Le temps d'exécution d'un RNA en mode rappel est d'une fraction de seconde, tandis que le temps nécessaire à un ordinateur de type 486 DX2-66 pour exécuter la simulation d'un

faire attention à ces valeurs extrêmes. En ce qui concerne l'amélioration des résultats pour la détérioration, une étude plus poussée serait nécessaire, en ayant possiblement recours à des analyses discriminantes et des analyses de corrélation non-linéaire.

Dans le cas du logiciel conventionnel SIM-MAÏS, des données météorologiques détaillées doivent faire partie des données d'entrée, tandis que le logiciel à RNA ne requiert qu'un chiffre identifiant une période de chauffage caractéristique. Ceci et la structure même du logiciel à RNA rendent une simulation avec celui-ci au moins trente fois plus rapide qu'avec le modèle conventionnel.

RÉFÉRENCES

- Bakker-Arkema, F.W., C. Fontana, G.L. Fedewa et I.P. Schisler. 1983. A comparison of drying rates of different grains. ASAE Paper No. 83-3009. St. Joseph, MI: ASAE.
- Kok, R., R. Lacroix, G. Clark et E. Taillefer. 1994. Imitation of a procedural greenhouse model with an artificial neural network. *Canadian Agricultural Engineering* 36(2):117-126.
- Lacroix, R., K.M. Wade, R. Kok et J.F. Hayes. 1995. Prediction of cow performance with a connectionist model. *Transactions of the ASAE* 38(5):1573-1579.
- Morey, R.V., H.A. Cloud, R.J. Gustafson et D.W. Petersen. 1979. Evaluation of the feasibility of solar energy grain drying. *Transactions of the ASAE* 22(2):409-417.
- NeuralWare. 1991. Neural computing - NeuralWorks Professional II/PLUS and NeuralWorks Explorer. Pittsburgh, PA: NeuralWare, Inc.
- Rao, V.G. et H.B. Pfof. 1980. Physical properties related to drying 20 food grains. ASAE Paper No. 80-3539. St. Joseph, MI: ASAE.
- Saul, R.A. 1970. Deterioration rate of moist shelled corn at low temperatures. ASAE Paper No. 70-302. St. Joseph, MI: ASAE.
- Shukla, M.B., R. Kok, S.O. Prasher, G. Clark et R. Lacroix. 1996. Use of artificial neural networks in transient drainage design. *Transactions of the ASAE* 39(1):119-124.
- Thompson, T.L. 1972. Temporary storage of high-moisture shelled corn using continuous aeration. *Transactions of the ASAE* 15(2):333-337.