

# **Formation IoT INFO35**

#### Manuel de formation

Formateur : Nesrine Zemirli

Févier 2017

Préparé par : Nesrine Zemirli

© Nesrine Zemirli 2016-2017

Ce document ne peut être utilisé dans le cadre d'une formation, publication papier, site internet ou tout support sans mon accord express.

Aucune reproduction, même partielle, ne peut être faite de ce document et de l'ensemble de son contenu : textes, images, etc. sans mon autorisation express. Pour toutes informations, communiquer avec moi à info@degenio.com.

# Cahier thématique 6

# Machine Learning sur Azure ML Studio Maintenance prédictive

Manipulation 1: Création d'un modèle Manipulation 2: Formation du modèle

Manipulation 3: Notation et test du modèle

#### Manipulation 1: Création d'un modèle

#### Étape 1 : obtention des données

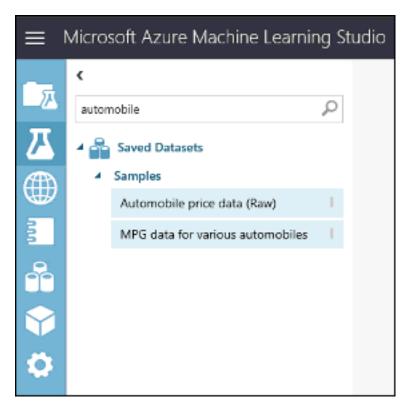
Tout d'abord, vous devez obtenir les données. Vous pouvez utiliser plusieurs exemples de jeux de données inclus dans Machine Learning Studio ou importer des données à partir de sources diverses. Pour les besoins de cet exemple, nous allons utiliser le jeu de données **Données sur le prix des véhicules automobiles (brutes)** inclus dans votre espace de travail. Ce jeu de données comprend des entrées relatives à plusieurs véhicules, notamment des informations sur la marque, le modèle, les caractéristiques techniques et le prix.

Voici comment obtenir ce jeu de données dans le cadre de votre expérience.

- 1. Créez une expérience en cliquant sur l'option **+NOUVEAU** située en bas de la fenêtre Machine Learning Studio, sélectionnez **EXPÉRIENCE**, puis **Expérience vide**.
- 2. Un nom par défaut est attribué à l'expérience : il apparaît en haut du canevas. Sélectionnez le texte et remplacez-le par un nom plus significatif, par exemple **Prédiction sur les prix automobiles**. Le nom n'a pas besoin d'être unique.

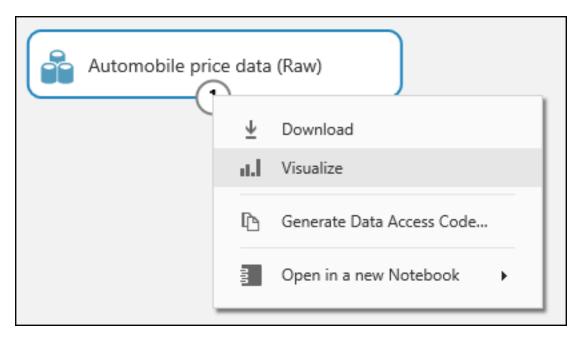


Sur la gauche de la zone de dessin de l'expérience se trouve une palette de jeux de données et de modules. Tapez la valeur **automobile** dans la zone de recherche se trouvant en haut de cette palette, afin de rechercher le jeu de données **Données sur le prix des véhicules automobiles (brutes)**. Faites glisser ce jeu de données vers le canevas de l'expérience.



Recherchez le jeu de données d'automobile et faites-le glisser vers le canevas de l'expérience

Pour voir à quoi ressemblent ces données, cliquez sur le port de sortie situé en bas du jeu de données d'automobile, puis sélectionnez **Visualiser**.



Cliquez sur le port de sortie et sélectionnez Visualiser

Dans cet exemple de jeu de données, chaque instance de véhicule automobile apparaît sous la forme d'une ligne, et les variables associées à chaque véhicule automobile apparaissent dans des colonnes. Compte tenu des variables associées à un véhicule automobile spécifique, nous allons essayer de prédire le prix dans la colonne de droite (colonne 26, intitulée « price »).

Automobile price prediction > Automobile price data (Raw) > dataset /											
rows 205	columns 26										
	symboling	normalized- losses	make	fuel- type	aspiration	num- of- doors	body-style er	peak- rpm	city- mpg	highway- mpg	price
view as	allic	du	Man	I.	1.	lı_	ll / /	ılılı.	Jilda	.ll	l
	3		alfa- romero	gas	std	two	convertib	5000	21	27	13495
	3		alfa- romero	gas	std	two	conver	5000	21	27	16500
	1		alfa- romero	gas	std	two	hatch 54	5000	19	26	16500
	2	164	audi	gas	std	four	sed /102	5500	24	30	13950
	2	164	audi	gas	std	four	ser / 115	5500	18	22	17450
	2		audi	gas	std	two	s# / 110	5500	19	25	15250
	1	158	audi	gas	std	four	/ / 110	5500	19	25	17710
	1		audi	gas	std	four	/ / 110	5500	19	25	18920
	1	158	audi	gas	turbo	four	/ 140	5500	17	20	23875
	0		audi	gas	turbo	two /	160	5500	16	22	
	2	192	bmw	gas	std	two /	/ 101	5800	23	29	16430
	0	192	bmw	gas	std	four	101	5800	23	29	16925
	0	188	bmw	gas	std	two	121	4250	21	28	20970
	0	188	bmw	gas	std	fo/ /	121	4250	21	28	21105
	1		bmw	gas	std	_f/	121	4250	20	25	24565

Affichez les données automobiles dans la fenêtre de visualisation des données

Fermez la fenêtre de visualisation en cliquant sur le symbole «x» dans le coin supérieur droit.

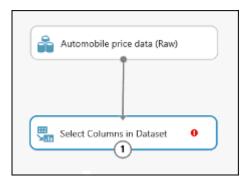
#### Étape 2 : préparation des données

Pour pouvoir être analysé, un jeu de données nécessite généralement un traitement préalable. Vous avez peut-être remarqué l'absence de certaines valeurs dans les colonnes des différentes lignes. Pour que vous puissiez analyser les données correctement, ces valeurs manquantes doivent être nettoyées. Dans le cas qui nous occupe, nous allons supprimer toutes les lignes dans lesquelles des valeurs sont manquantes. De plus, la colonne **normalized-losses** contient une grande quantité de valeurs manquantes. Nous allons donc l'exclure du modèle.

Nous commençons par ajouter un module qui supprime la colonne **normalized-losses**, puis nous ajoutons un module qui supprime toute ligne dans laquelle des données manquent.

1. Dans la zone de recherche située sur la partie supérieure de la palette de modules, saisissez la chaîne **sélectionner des colonnes** afin de rechercher le

- module <u>Sélectionner des colonnes dans le jeu de données</u>, puis faites glisser ce module vers le canevas de l'expérience. Ce module permet de sélectionner les colonnes de données à inclure ou exclure du modèle.
- Connectez le port de sortie du jeu de données Données sur le prix des véhicules automobiles (brutes) au port d'entrée du module <u>Sélectionner des colonnes dans le</u> jeu de données.



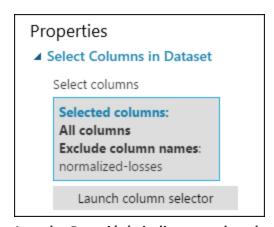
Ajoutez le module Sélectionner des colonnes dans le jeu de données dans le canevas de l'expérience et connectez-le

- 3. Cliquez sur le module <u>Sélectionner des colonnes dans le jeu de données</u>, puis cliquez sur **Lancer le sélecteur de colonne** dans le volet **Propriétés**.
  - Sur la gauche, cliquez sur With rules
  - Sous Commencer par, cliquez sur Toutes les colonnes. Vous indiquez ainsi au module <u>Sélectionner des colonnes dans le jeu de données</u> de transmettre toutes les colonnes, sauf celles que nous nous apprêtons à exclure.
  - Dans les listes déroulantes, sélectionnez Exclure et Noms des colonnes, puis cliquez dans la zone de texte. Une liste de colonnes s'affiche. Sélectionnez la colonne normalizedlosses, qui est alors ajoutée à la zone de texte.
  - Cliquez sur le bouton en forme de coche (OK) pour fermer le sélecteur de colonne (en bas à droite).



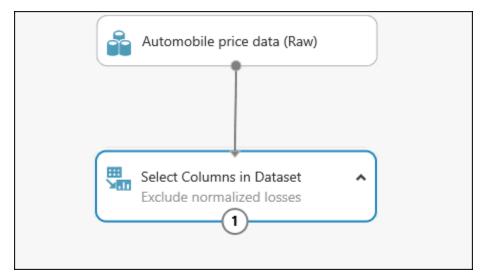
Lancez le sélecteur de colonne et excluez la colonne « normalized-losses »

À présent, le volet de propriétés du module **Sélectionner des colonnes dans le jeu de données** indique qu'il transmettra toutes les colonnes du jeu de données, à l'exception de **normalized-losses**.



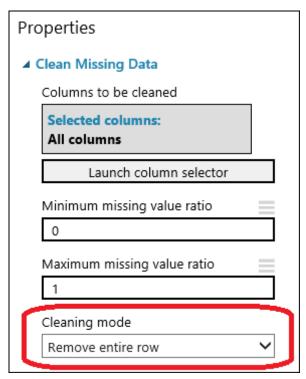
Le volet Propriétés indique que la colonne « normalized-losses » est exclue

1.



Double-cliquez sur un module pour ajouter un commentaire

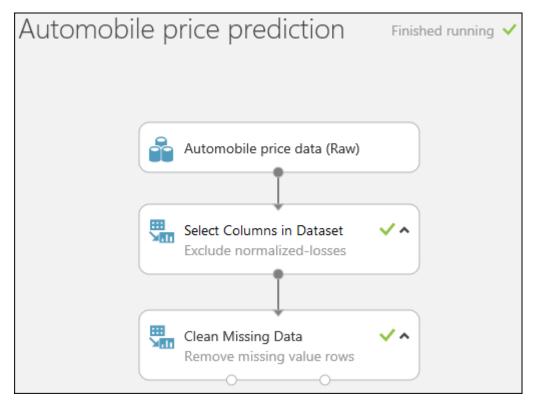
2. Faites glisser le module <u>Nettoyer les données manquantes</u> vers la zone de dessin de l'expérience et connectez-le au module <u>Sélectionner des colonnes dans le jeu de données</u>. Dans le volet <u>Propriétés</u>, sélectionnez <u>Supprimer toute la ligne</u> sous <u>Mode de nettoyage</u>. Cela amène le module <u>Nettoyage des données manquantes</u> à nettoyer les données en supprimant les lignes pour lesquelles des valeurs manquent. Double-cliquez sur le module et saisissez le commentaire suivant : « Supprimer les lignes de valeur manquantes ».



Définissez le mode de nettoyage du module « Nettoyage des données manquantes » sur « Supprimer toute la ligne »

3. Exécutez l'expérience en cliquant sur **EXÉCUTER** au bas de la page.

Une fois l'expérience terminée, une coche verte s'affiche en regard de chaque module pour indiquer la réussite de leurs opérations. Notez que le statut **Exécution terminée** s'affiche dans le coin supérieur droit de la fenêtre.



Une fois l'exécution terminée, l'expérience doit ressembler à ceci :

Pour l'instant, nous n'avons exécuté que l'action de nettoyage dans l'expérience. Si vous souhaitez afficher le jeu de données nettoyé, cliquez sur le port de sortie gauche du module <u>Nettoyage des données manquantes</u> et sélectionnez **Visualiser**. Vous pouvez constater que la colonne **normalized-losses** n'est plus là et qu'il ne manque plus de données.

Maintenant que les données sont nettoyées, nous pouvons indiquer les fonctionnalités que nous allons utiliser dans le modèle de prévision.

# Étape 3 : définition des fonctionnalités

Dans Machine Learning, les *fonctionnalités* sont des propriétés individuelles mesurables d'un élément qui vous intéresse. Dans notre jeu de données, chaque ligne représente un véhicule et chaque colonne une fonctionnalité de ce véhicule.

La recherche du jeu de fonctionnalités adéquat pour la création d'un modèle de prévision requiert certaines expériences et des connaissances sur le problème qui se pose. Certaines fonctionnalités sont mieux adaptées à la prévision que d'autres. En outre, certaines fonctionnalités ont une forte corrélation avec d'autres fonctionnalités et peuvent être supprimées. Par exemple, city-mpg et highway-mpg sont étroitement liées : nous pouvons donc conserver l'une et supprimer l'autre sans trop affecter la prédiction.

Nous allons développer un modèle utilisant un sous-ensemble de ces fonctionnalités pour notre jeu de données. Vous pouvez revenir en arrière et sélectionner d'autres fonctionnalités, relancer l'expérience et voir si vous obtenez de meilleurs résultats. Mais pour commencer, nous allons essayer les fonctionnalités suivantes :

make, body-style, wheel-base, engine-size, horsepower, peak-rpm, highway-mpg, price

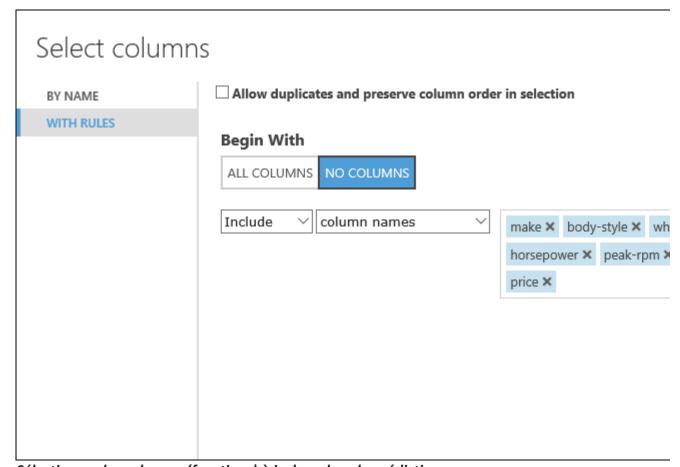
 Faites glisser un autre module <u>Sélectionner des colonnes dans le jeu de données</u>vers le canevas de l'expérience. Connectez le port de sortie de gauche du module <u>Nettoyage des données manquantes</u> à l'entrée du module <u>Sélectionner des</u> colonnes dans le jeu de données.



Connectez le module « Sélectionner des colonnes dans le jeu de données » au module « Nettoyage des données manquantes »

- 2. Double-cliquez sur le module et saisissez le commentaire suivant : « Sélection des fonctionnalités pour la prévision ».
- 3. Cliquez sur l'option Lancer le sélecteur de colonne figurant dans le volet Propriétés.
- 4. Cliquez sur **With rules**(À l'aide de règles).

- 5. Sous **Commencer par**, cliquez sur **Aucune colonne**. Dans la ligne de filtre, sélectionnez **Inclure** et **Noms des colonnes**, puis sélectionnez notre liste de noms de colonnes dans la zone de texte. Cela amène le module à ne pas transmettre toutes les colonnes (fonctions), à l'exception de celles que nous spécifions.
- 6. Cliquez sur le bouton en forme de coche (OK) pour continuer.



Sélectionnez les colonnes (fonctions) à inclure dans la prédiction

Cela produit un jeu de données filtré qui contient uniquement les fonctionnalités que nous souhaitons transmettre à l'algorithme d'apprentissage utilisé à l'étape suivante. Plus tard, vous pouvez reprendre la procédure en utilisant une autre sélection de fonctionnalités.

# Étape 4 : sélection et application d'un algorithme d'apprentissage

À présent que les données sont prêtes, la construction d'un modèle de prévision passe par la formation et le test. Nous allons utiliser nos données pour former le modèle, puis tester le modèle pour voir dans quelle mesure il peut prédire les prix.

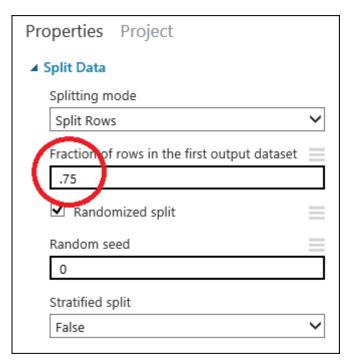
La classification et la régression sont deux types d'algorithmes de machine learning supervisé. La classification permet de prédire une réponse à partir d'un jeu de catégories défini, comme une couleur (rouge, bleu ou vert). La régression est utilisée pour prédire un nombre.

Étant donné que nous voulons prédire un prix, correspondant à un nombre, nous allons utiliser un algorithme de régression. Dans cet exemple, nous allons utiliser un modèle simple de régression linéaire.

Nous formons le modèle en lui fournissant un jeu de données qui inclut le prix. Le modèle analyse les données et recherche les corrélations entre les fonctionnalités d'un véhicule automobile et son prix. Puis nous testons le modèle : nous lui affectons un ensemble de fonctionnalités pour véhicules automobiles que nous connaissons et nous étudions la précision du modèle concernant la prédiction des prix.

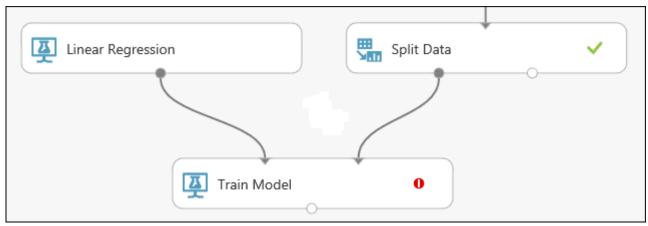
Nous allons utiliser nos données pour la formation et le test en les divisant en jeux de données distincts de formation et de test.

- Sélectionnez et faites glisser le module <u>Fractionner les données</u> sur le canevas d'expérience et connectez-le au dernier module <u>Sélectionner des colonnes dans le</u> jeu de données.
- 2. Cliquez sur le module <u>Fractionner les données</u> pour le sélectionner. Rechercher <u>Fraction de lignes dans le premier jeu de données de sortie</u> (dans le volet <u>Propriétés</u> à droite du canevas) et attribuez-lui la valeur 0,75. Ainsi, nous allons utiliser 75 % des données pour former le modèle, et 25 % pour le tester. Par la suite, vous pourrez expérimenter d'autres pourcentages.



Attribuez à la part de fractionnement du module « Fractionner les données » la valeur 0,75

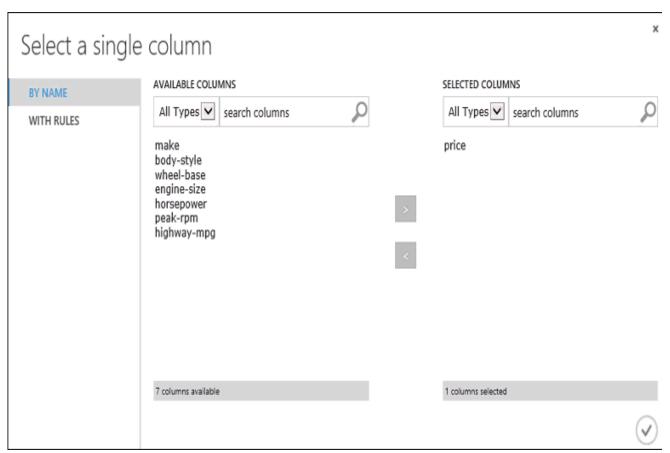
- 3. Exécutez l'expérience. Lors de l'expérience, les modules <u>Sélectionner des colonnes</u> dans le jeu de données et <u>Fractionner les données</u> transmettent des définitions de colonne aux modules que nous allons ajouter par la suite.
- 4. Pour sélectionner l'algorithme d'apprentissage, développez la catégorie Machine Learning dans la palette des modules, à gauche de la zone de dessin, puis développez Initialiser le modèle. Différentes catégories de modules s'affichent, permettant d'initialiser des algorithmes d'apprentissage automatique. Pour les besoins de cet exemple, sélectionnez le module Régression linéaire sous la catégorie Régression, puis faites-le glisser vers le canevas de l'expérience. Vous pouvez également rechercher le module en tapant « régression linéaire » dans la zone de recherche de la palette.
- 5. Recherchez et faites glisser le module <u>Effectuer le traitement de données pour apprentissage du modèle</u> jusqu'à la zone de dessin de l'expérience. Connectez la sortie du module <u>Régression linéaire</u> à l'entrée de gauche du module <u>Former le modèle</u>, puis connectez la sortie des données de formation (port gauche) du module <u>Fractionner les données</u> à l'entrée de droite du module <u>Former le modèle</u>.



Connectez le module « Former le modèle » aux modules « Régression linéaire » et « Fractionner les données »

6. Cliquez sur le module <u>Effectuer le traitement de données</u> pour apprentissage du modèle, cliquez sur l'option <u>Lancer le sélecteur de colonne</u> du volet <u>Propriétés</u> et sélectionnez la colonne <u>Price</u>. Il s'agit de la valeur que notre modèle va prévoir.

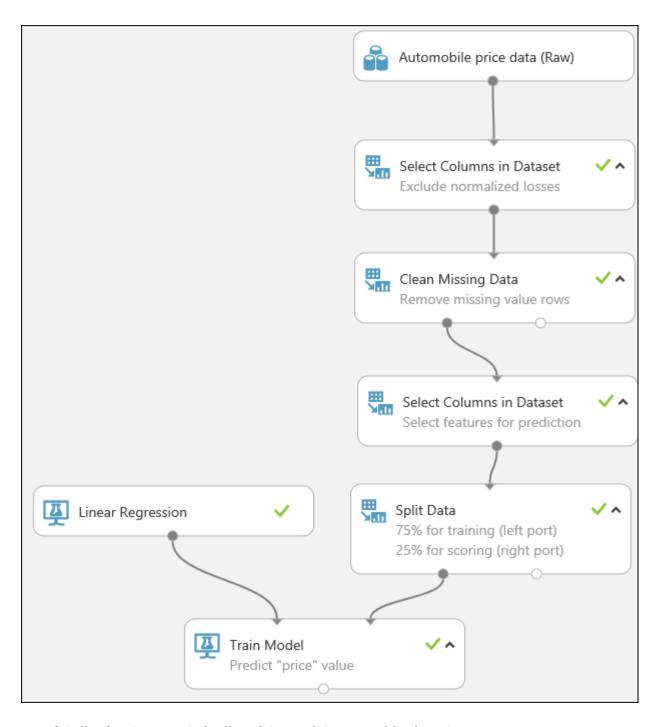
Vous pouvez sélectionner la colonne **price** dans le sélecteur de colonne en la faisant passer de la liste **Colonnes disponibles** à la liste **Colonnes sélectionnées**.



Sélectionnez la colonne price pour le module « Former le modèle »

#### 7. Exécutez l'expérience.

Nous disposons à présent d'un modèle de régression formé qui permet de noter de nouvelles données automobiles pour effectuer des prédictions de prix.

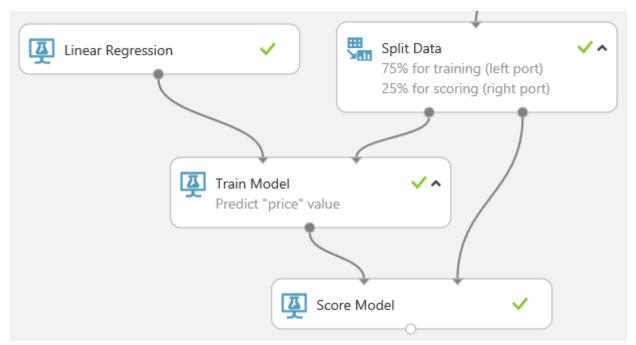


Une fois l'exécution terminée, l'expérience doit ressembler à ceci :

#### Étape 5 : prédiction des nouveaux prix des voitures

À présent que nous avons formé le modèle à l'aide de 75 % de nos données, nous pouvons l'utiliser pour la notation du reste de nos données (25 %), afin de voir s'il fonctionne correctement.

 Recherchez et faites glisser le module Noter le modèle vers le canevas de l'expérience. Connectez la sortie du module Former le modèle au port d'entrée de gauche Noter le modèle. Connectez la sortie de données de test (port de droite) du module Split Data au port d'entrée de droite de Score Model.



Connectez le module « Noter le modèle » aux modules « Former le modèle » et « Fractionner les données »

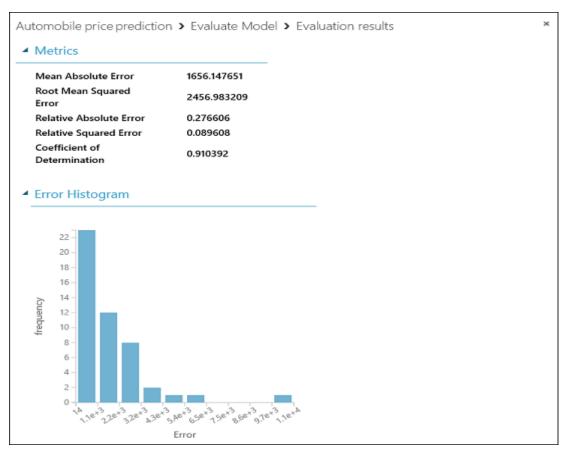
 Pour exécuter l'expérience et afficher la sortie du module <u>Score Model</u> (cliquez sur le port de sortie de <u>Score Model</u> et sélectionnez **Visualiser**). La sortie affiche les valeurs de prévision associées au prix, ainsi que les valeurs connues des données de test.

	mple test experiment - Copy > Score Model > Scored dataset  Known_values									
rows 48	columns 9								Predicted values	
	make	body-style	wheel-base	engine-size	horsepower	peak-rpm	highway-mpg	price	Scored Labels	
view as	Illian	li	.lu	l	111.1.	. Inh.	aldu.	lit	lm	
	subaru	sedan	97	108	111	4800	29	11259	10286.204819	
	mitsubishi	hatchback	93.7	92	68	5500	38	6669	5446.847864	
	dodge	hatchback	93.7	90	68	5500	38	6229	6344.800711	
	honda	hatchback	86.6	92	76	6000	38	6855	5528.302953	
	alfa-romero	convertible	88.6	130	111	5000	27	16500	13498.476233	
	volvo	wagon	104.3	141	114	5400	28	16515	16097.608038	
	isuzu	hatchback	96	119	90	5000	29	11048	8315.257218	
	dodge	hatchback	93.7	90	68	5500	41	5572	6630.154608	
	hmw	sedan	101.2	109	101	5800	20	16430	10012 //19605	

Sortie du module « Noter le modèle »

- 3. Enfin, nous testons la qualité des résultats. Sélectionnez et faites glisser le module <u>Évaluer le modèle</u> vers le canevas de l'expérience, puis connectez la sortie du module <u>Noter le modèle</u> à l'entrée de gauche du module <u>Évaluer le modèle</u>.
- 4. exécutez l'expérience.

Pour afficher la sortie du module <u>Evaluate Model</u>, cliquez sur le port de sortie, puis sélectionnez **Visualiser**.



Résultats de l'évaluation de l'expérience

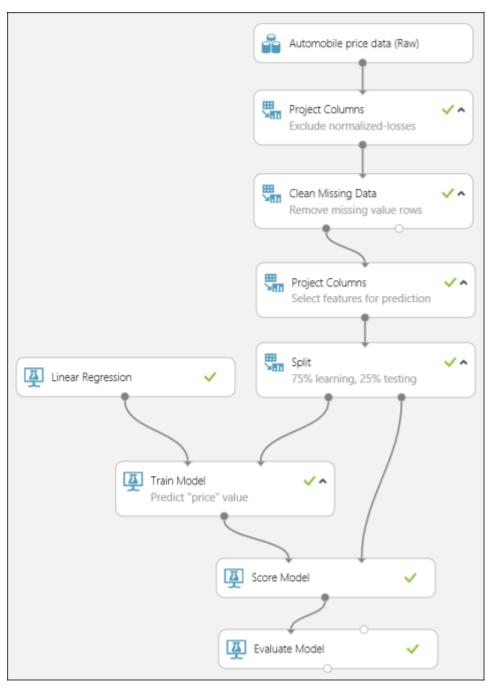
Les statistiques suivantes s'affichent pour notre modèle :

- **Erreur d'absolue moyenne** (EAM) : la moyenne des erreurs absolues (une *erreur* correspond à la différence entre la valeur prévue et la valeur réelle).
- Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) : la racine carrée de la moyenne des erreurs carrées des prévisions effectuées sur le jeu de données de test.
- Erreur absolue relative: la moyenne des erreurs absolues relative à la différence absolue entre les valeurs réelles et la moyenne de toutes les valeurs réelles.
- **Erreur carrée relative**: la moyenne des erreurs carrées relative à la différence carrée entre les valeurs réelles et la moyenne de toutes les valeurs réelles.
- Coefficient de détermination : aussi nommé valeur R au carré, il s'agit d'une mesure statistique indiquant à quel point un modèle correspond aux données.

Pour chacune des statistiques liées aux erreurs, les valeurs les plus petites sont privilégiées. En effet, une valeur plus petite indique un degré de correspondance plus étroit avec la valeur réelle. Plus la valeur du **Coefficient de détermination**, est proche de un (1.0), plus la prévision est correcte.

# Expérience finale

L'expérience finale doit ressembler à ceci :



Expérience finale