

Complémentarité entre
capteurs et modèles pour le
pilotage de l'azote des céréales

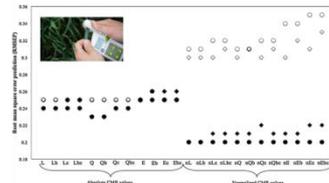
Contexte : de la thèse de C. Ravier à CHN-conduite

1 Etude fréquentielle pour définir à priori des période de conditions favorables :

- Conditions météorologiques optimales pour la valorisation des apports
- Pas d'apport dans les 15 jours précédents



2 Suivi de l'INN avec pince YARA NTester



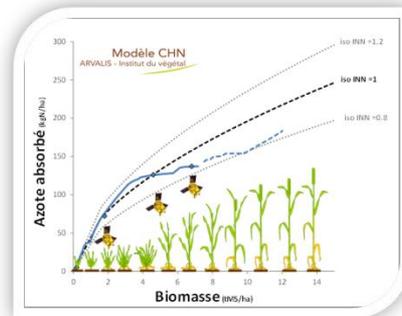
Source : Ravier et al., 2017



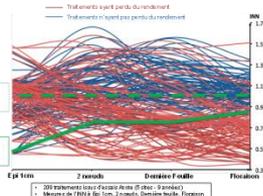
Approche du pilotage intégral de l'azote proposée dans la thèse de C. Ravier (2015-2017)

Approche CHN-conduite :

1. Idem
2. Suivi de l'INN avec CHN + capteurs
3. Idem
4. Calcul de la dose avec CHN

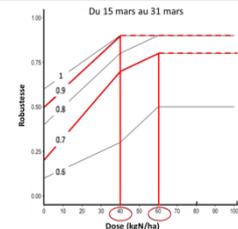


3 Comparaison à une dynamique d'INNmin

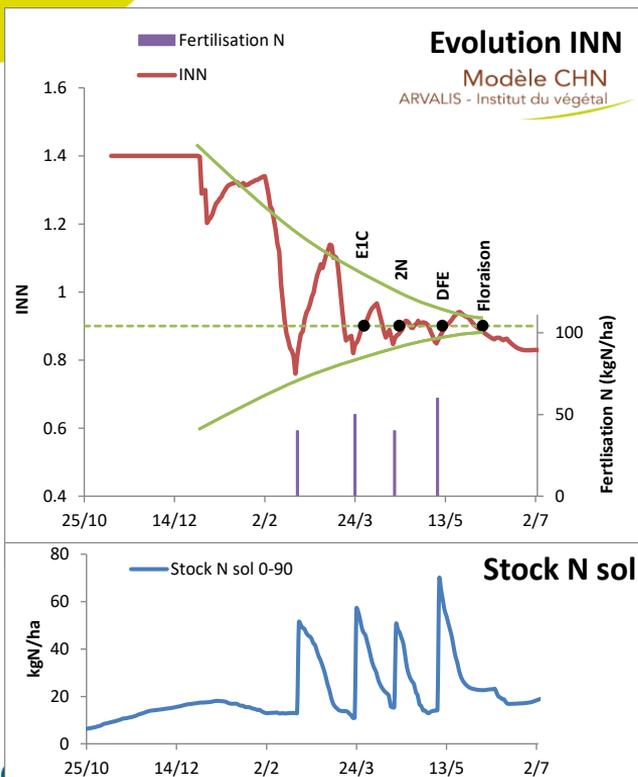


4 Utilisation d'abaques fréquentiels Azodyn, pour déclencher un apport

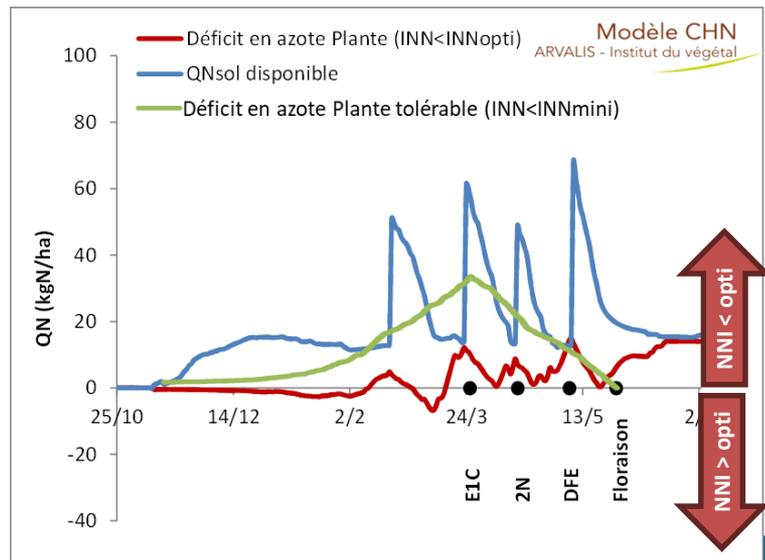
INN	1 ^{er} mars	15 - 31 mars	1 ^{er} - 15 avril	...
0.4	40			
0.5	40	60		
0.6	40	60		
0.7	40	60	100	
0.8	0	40	80	
0.9	0	40	60	
1	0	40	40	
> 1	0	0	0	

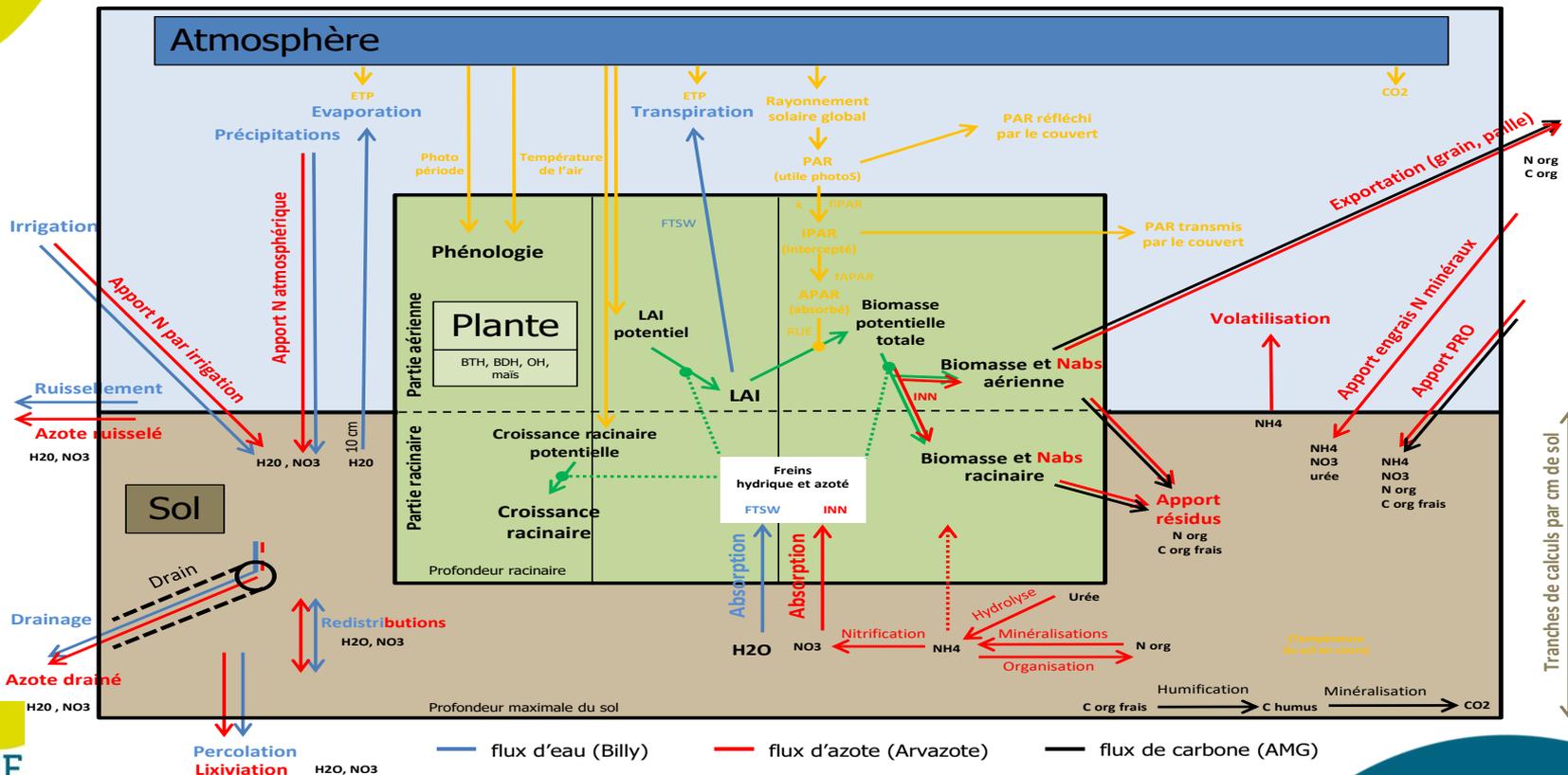


CHN-conduite : notion de déficit N tolérable

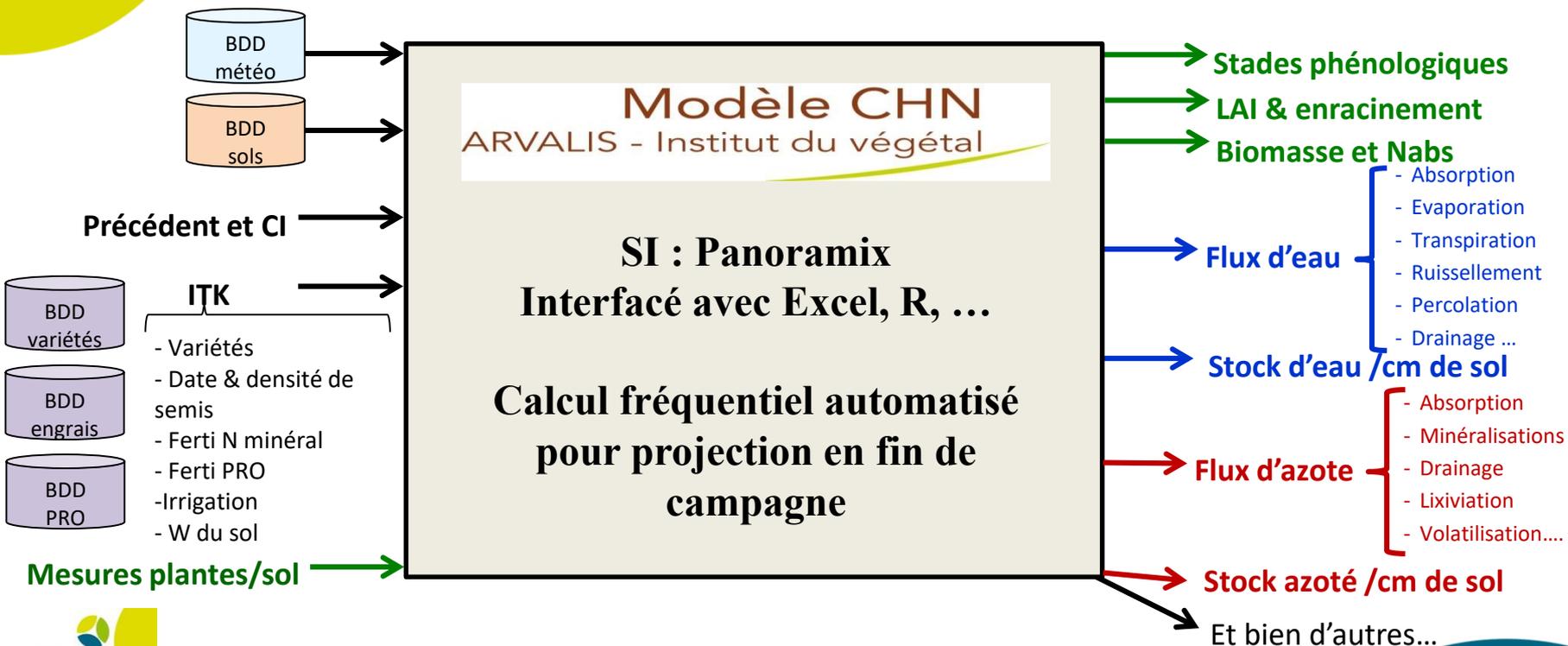


Représentation de l'INN non utilisable pour calculer une dose
-> passer en quantité d'azote (QN)

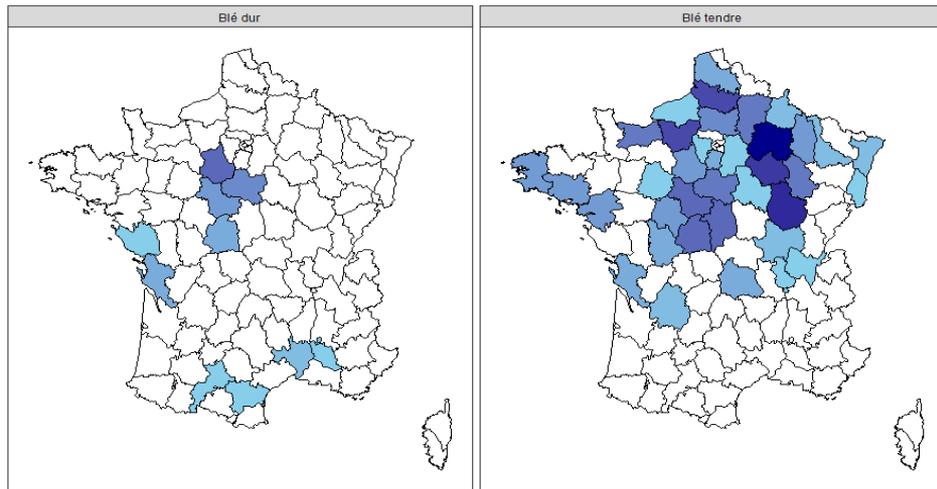




Le modèle de culture CHN



CHN-conduite : un réseau expérimental ambitieux



Essais non utilisés 

Essais utilisés 

	2016		2017		2018		2019		Total
	Arvalis	Part.	Arvalis	Part.	Arvalis	Part.	Arvalis	Part.	
Blé tendre	10	0	15	2	13	59	16	50	165
Blé dur	0	0	3	5	3	7	4	6	28

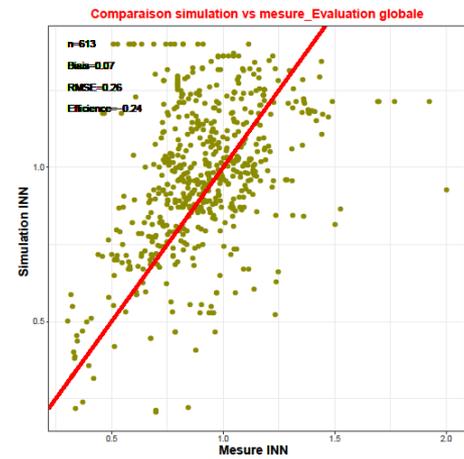
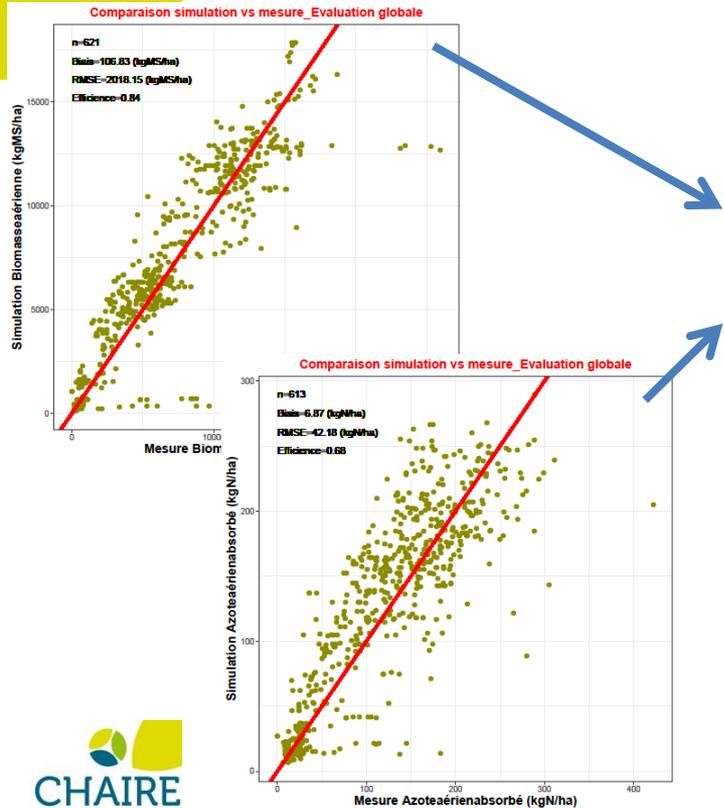


~30% d'essais invalidés chez les partenaires

Un grand nombre de partenaires :

- **Chambres d'agricultures** -> CA02, CA10, CA14, CA17, FDGEDA18, CA27, CA28, CA36, CA37, CA41, CA45, CA51, CA52, CA62, CA76, CA80, CA89, CA IDF
- **Coopératives/Négoces** -> Acolyance, Agora, Agrial, AgroPithiviers, Alliance BFC (Dijon Céréales), Arterris, Axereal, Bourgogne du Sud, CAJ, CapSeine, Cavac, Cecab, Ceresia (Acolyance-Cerena), Coop. de Bonneval, Coop. De Esternay, Coop. de Tricherie, Dauphinoise, EMC2, Epitest, Ets Bernard, Interface céréales, NORIAP, Seine-Yonne, SCAEL, Soufflet, Ternoveo, Terre Atlantique, UNEAL, ValEpi, Vivescia
- **CETA** -> CETA CB, CETA de Romilly, GRCETA 14, GRCETA 27

évaluation des performances de simulation



Modèle CHN
ARVALIS - Institut du végétal

Blé tendre	INN	Biomasse	Azote absorbé
Effectif	613	621	613
Biais	0.07	1.1 tMS/ha	7 kgN/ha
RMSEP	0.26	2.0 tMS/ha	42 kgN/ha
Efficience	-0.24	0.84	0.68

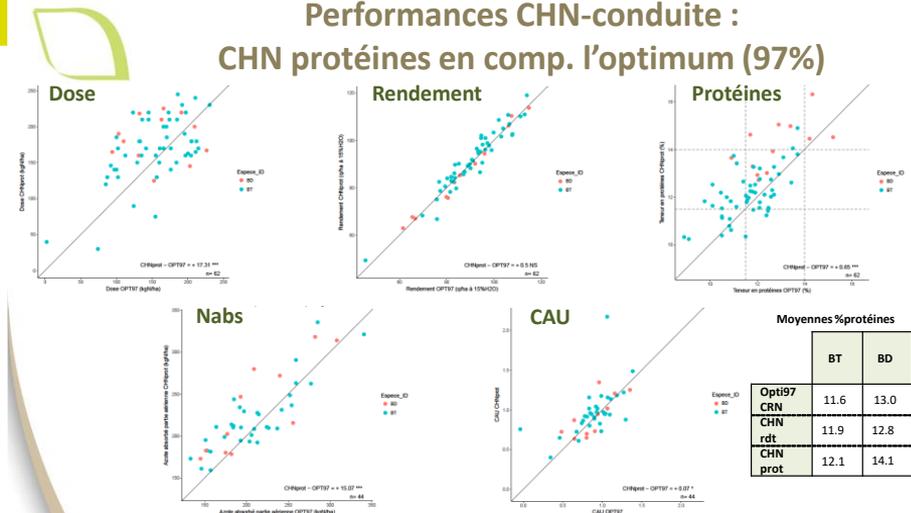
Blé dur	INN	Biomasse	Azote absorbé
Effectif	184	185	184
Biais	0.09	0.6 tMS/ha	15 kgN/ha
RMSEP	0.3	1.8 tMS/ha	48 kgN/ha
Efficience	-0.93	0.85	0.64

Des performances satisfaisantes sur la simulation de la biomasse et l'azote absorbé, mais moins bonnes sur l'INN

Performances agronomiques CHN-conduite

Performances CHN-conduite :

CHN protéines en comp. l'optimum (97%)



	BT	BD
Opti97 CRN	11.6	13.0
CHN rdt	11.9	12.8
CHN prot	12.1	14.1

Comp. OPT 97%	Nb d'essais (Nabs)	Dose N (kgN/ha)	Rendement (q/ha à 15%N)	Protéines (%)	Nabs (kgN/ha)	CAU (%)
CHN rdt	64 (51)	+ 4.4 NS	-0.5 NS	+ 0.3 ***	+ 8 **	+ 7 **
CHN prot	62 (44)	+ 17 ***	+ 0.5 NS	+ 0.7 ***	+ 15 ***	+ 7 *

Test statistique en comparaison avec l'optimum CRN :
*** différence significative à 1%; ** à 5%; * à 10%; NS Différence non significative

20/11/2019

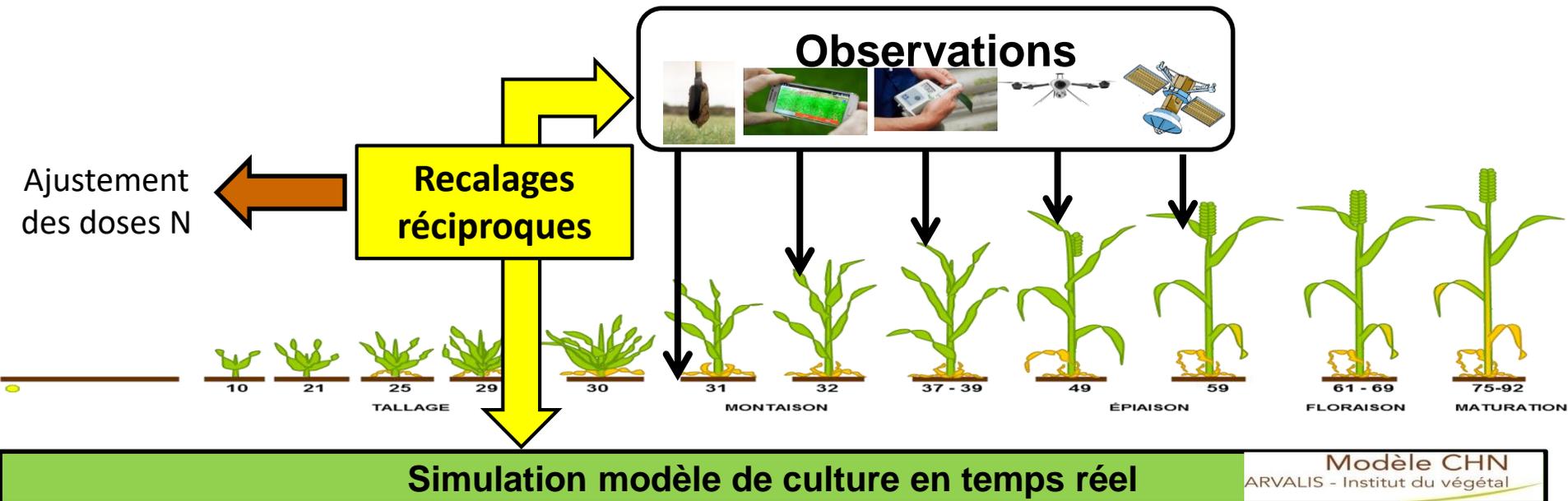
31

Conclusions 2018 :

- Le pilotage intégral de l'azote avec CHN-conduite permet de recentrer les doses totales autour de l'optimum 97% et d'atteindre en moyenne le potentiel de rendement et l'objectif de teneur en protéines, avec des CAU fortement en hausse (-> fractionnement plus tardif)
- Les performances d'estimation de l'INN doivent être améliorées, notamment via des progrès possibles sur CHN (effet satiété, gestion de l'azote en profondeur...) et surtout de l'assimilation de données capteurs plante

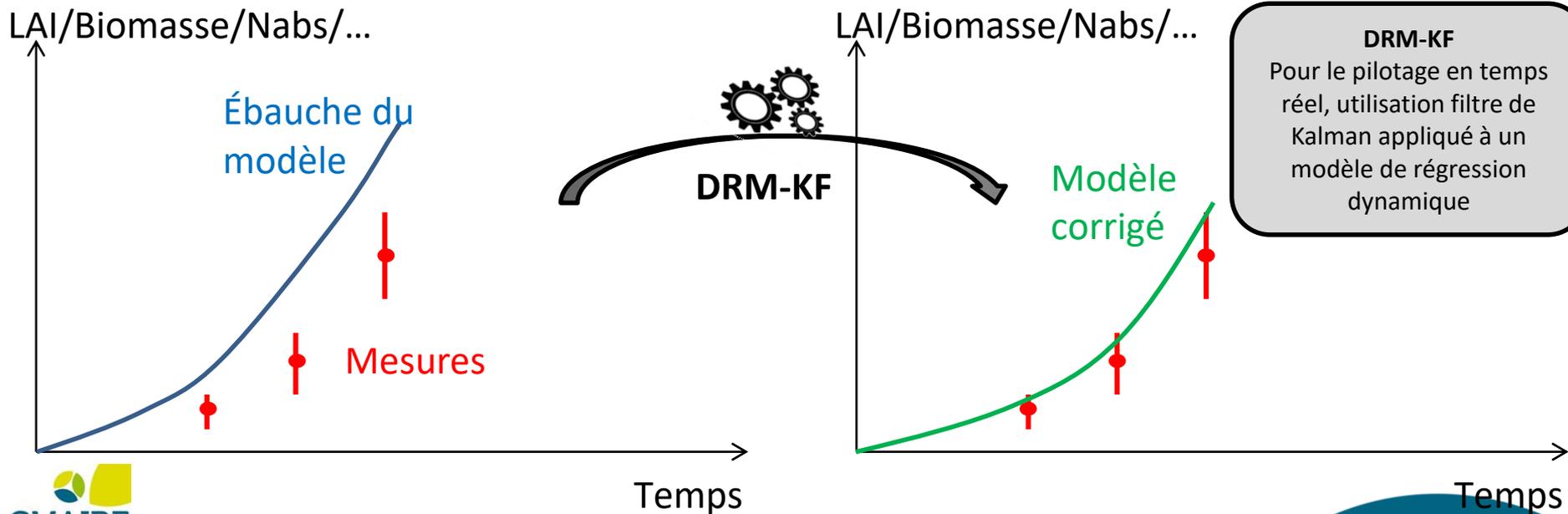
Valorisation des données capteurs

Un modèle n'est jamais parfait → possibilité de le coupler à des observations pour améliorer ses performances



Utilisation des techniques d'assimilation de données (filtre de Kalman)

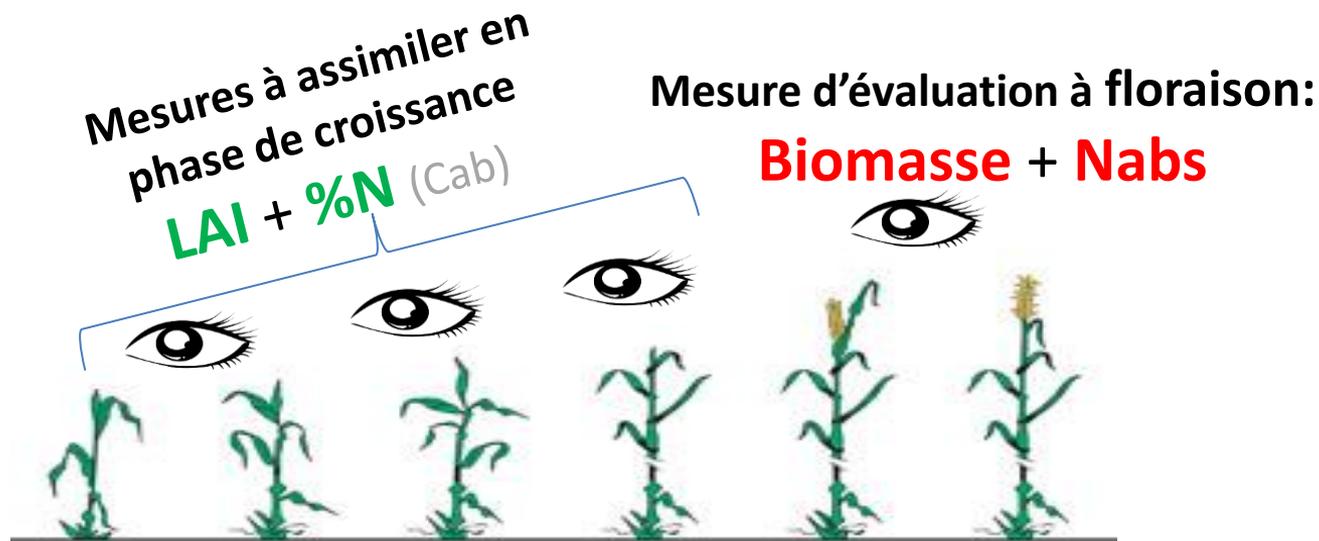
Principe : Tenir compte de l'ensemble des observations et de leurs incertitudes. A chaque date d'observation, on calcule un coefficient de correction que l'on affecte aux prévisions jusqu'à la prochaine observation.



DRM-KF
Pour le pilotage en temps réel, utilisation filtre de Kalman appliqué à un modèle de régression dynamique

Quelles données d'expérimentation pour évaluer l'assimilation ?

Sur chaque situation :



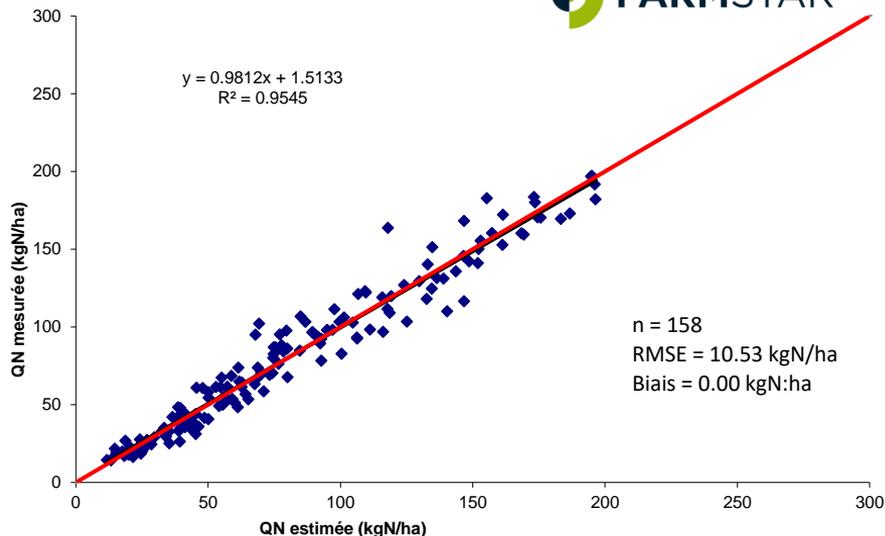
Représenter une grande diversité pédo-climatique :
nombreuses situations site * année * conduite

Gain de performances permis par l'assimilation du LAI et de %N

N = 57 situations De 1990 à 2015 Sur maïs	Biomasse floraison tMS / ha		N abs floraison kgN / ha	
	RMSE	Biais	RMSE	Biais
Sans assimilation	2.47	0.84	38.3	-20.1
Assimilation LAI	1.34	0.41	35.6	-18
Assimilation LAI + %N	1.41	0.49	21.8	2.8

Assimiler du LAI **et** %N permet un gain significatif de qualité d'estimation de la biomasse et Nabs à floraison

Besoin d'un modèle de conversion Cab -> %N

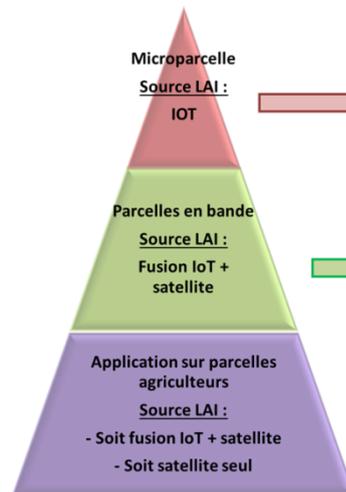
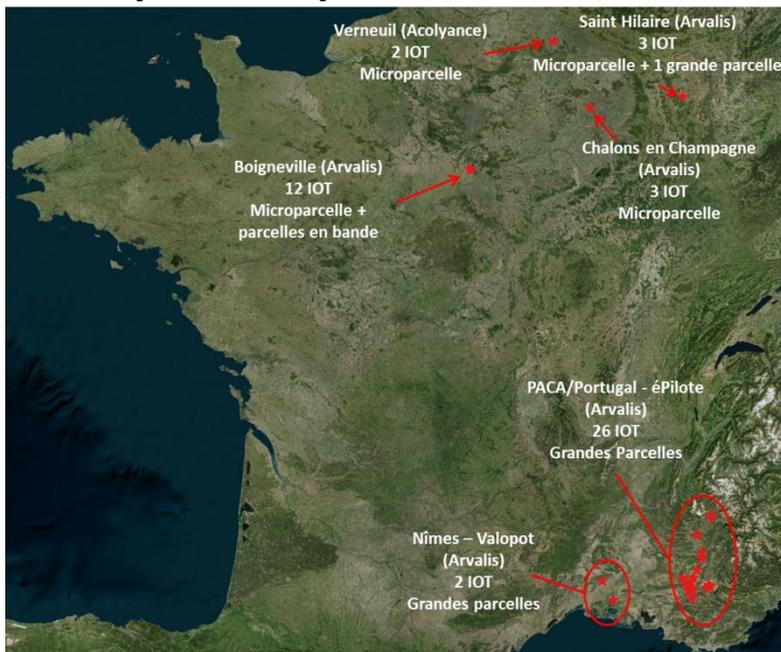


Les capteurs plante aujourd'hui disponibles, estiment Cab et non %N

Possibilité d'utiliser un modèle de conversion, comme celui de la méthode QN de Farmstar (LAI x Cab -> QN)

Perspectives : évaluation de l'assimilation en temps réel

Dispositif expérimentaux 2019



15 microparcelles en :
- 3 essais Arvalis (Boigneville, Chalons, Saint-Hilaire)
- 5 essais partenaires (Acolyance, Axereal et INIAV - Portugal)
= 18 IoT

2 parcelles à Boigneville
= 6 IoT

34 parcelles (à Nîmes-Valopot, PACA-éPilote et Saint-Hilaire) dont :
- 24 pilotés par fusion IoT et satellites
- 10 uniquement par satellites
= 27 IoT

Un grand merci à toutes les équipes impliquées :

Très nombreux partenaires (cf. diapo 6)

Pôle Agro (C. Delpech, G. Plevy...)

DAR (ingénieurs et techniciens)

SSIM (F. Moreau, P. Descazeaux, B. Piquemal, B. De Solan...)



Des questions ?