

6th
UCAAT **User Conference on
Advanced Automated Testing**



Paris, 16-18 October 2018



Organizer: **TESTING
SOLUTIONS
& SERVICES**

Generate combinatorics and optimize test variability to validate your autonomous vehicles

Presented by Fabrice TROLLET

© All rights reserved

ALL4TEC
MODEL BASED SOLUTIONS & ENGINEERING

6th UCAAT User Conference on Advanced Automated Testing

All4Tec, a Model-Based Company



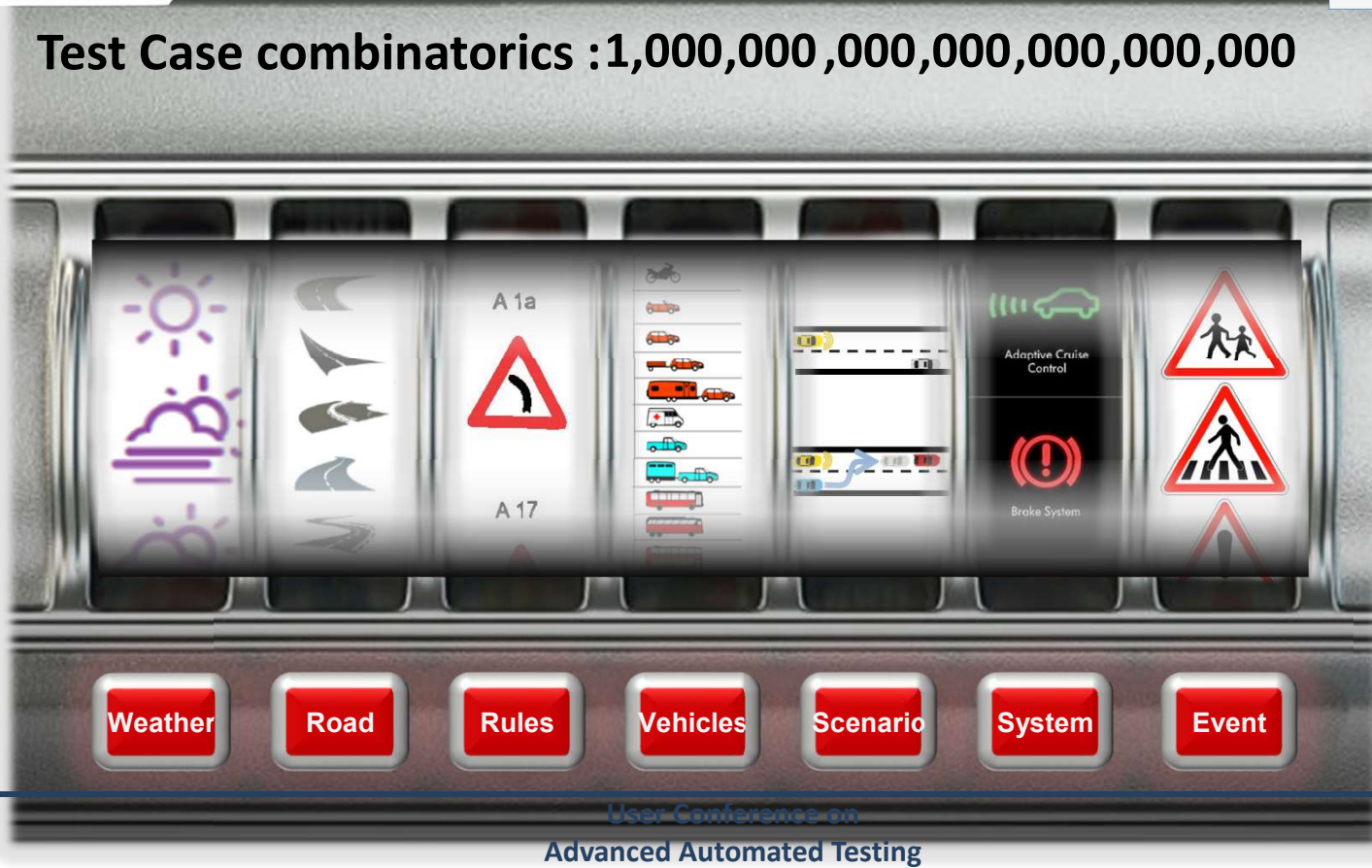
- Independent Company established in 1998

Inspired from experiences in
 various Industrial and R&D
 projects



Autonomous Vehicle Combinatoric explosion

Test Case combinatorics :1,000,000 ,000,000,000,000,000

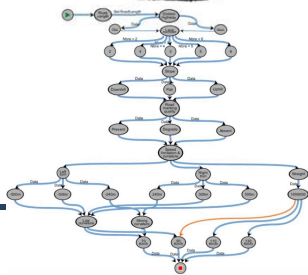


Traditional Testing



Key Performance
Indicators

MaTeLo Model Based Testing & AV simulation engine

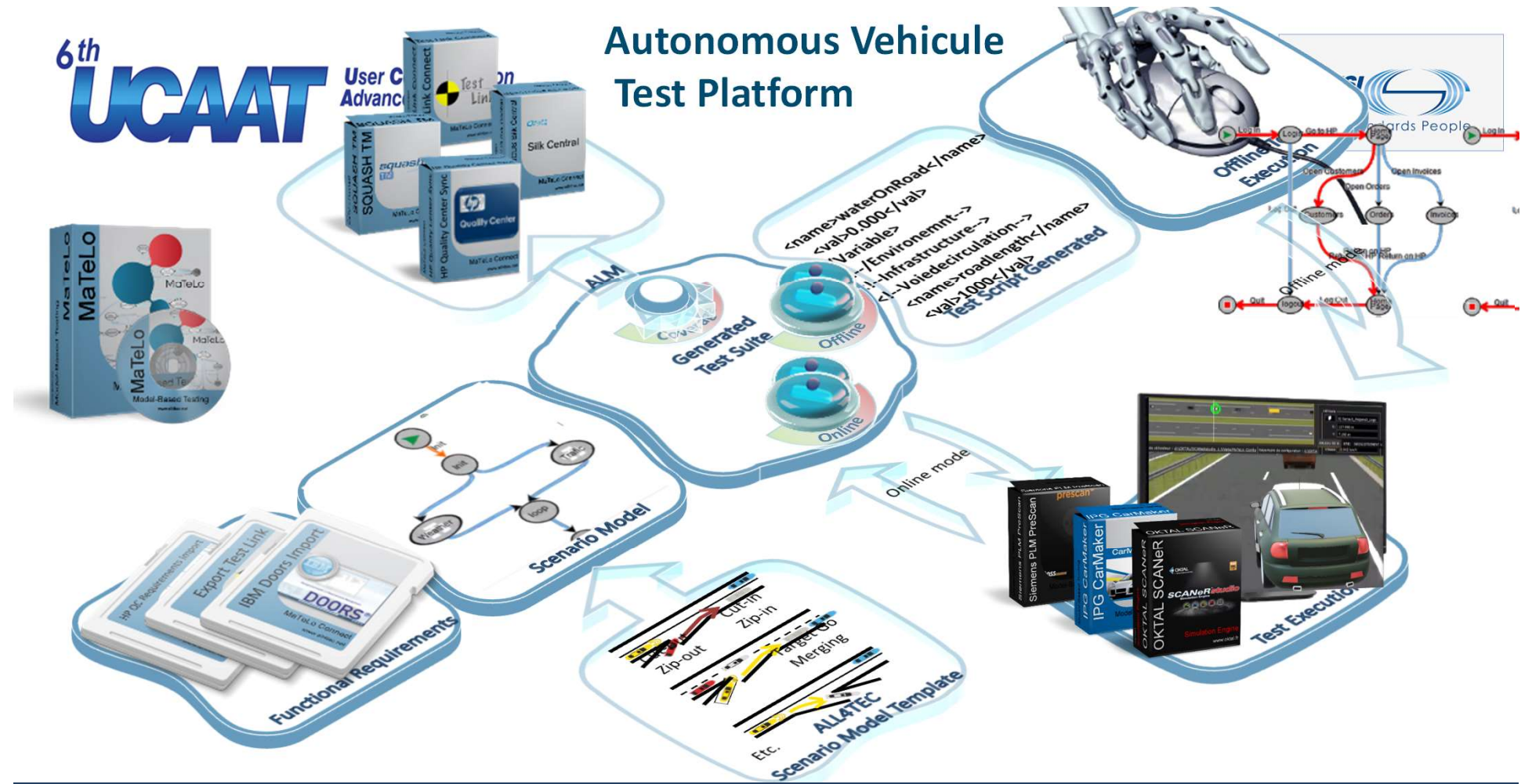


© All rights reserved

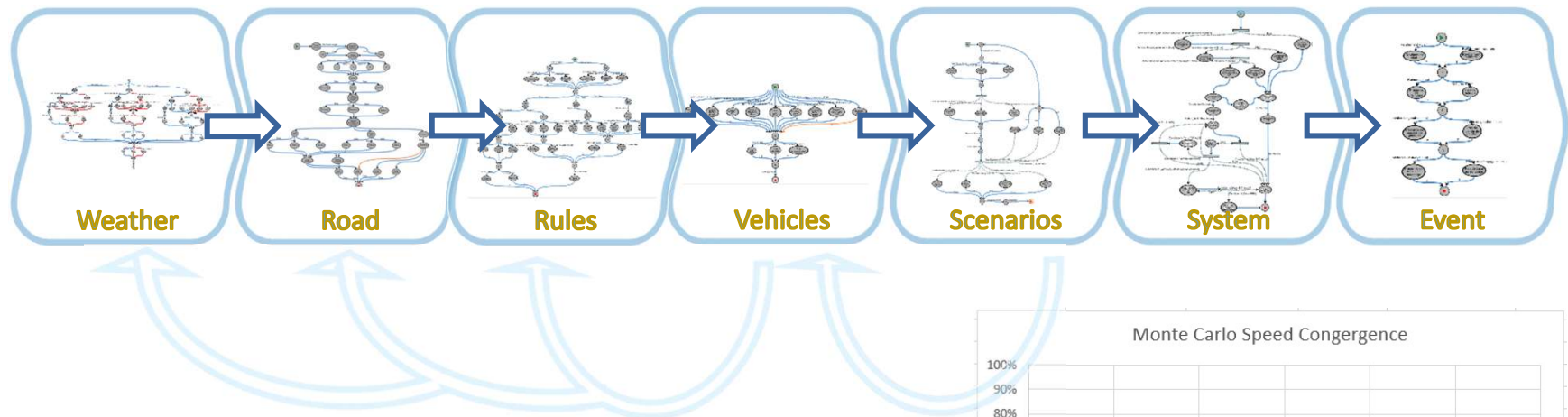
6th UCAAT

User Conference on
Advanced Automated Testing

Autonomous Vehicle Test Platform

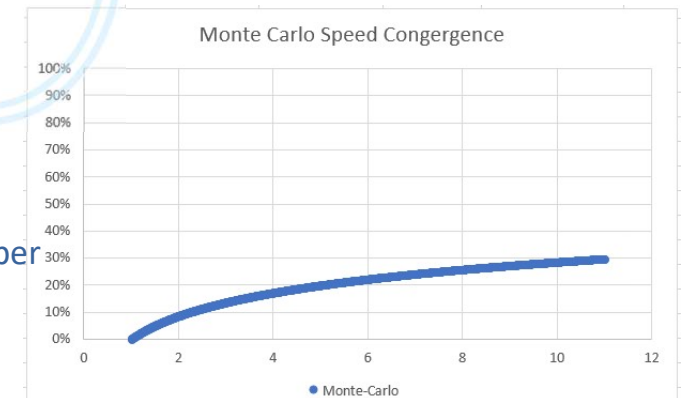
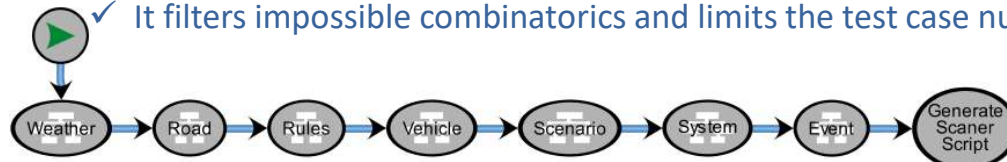


The model represents an abstraction of the states of the environment decomposed in main combinatoric families

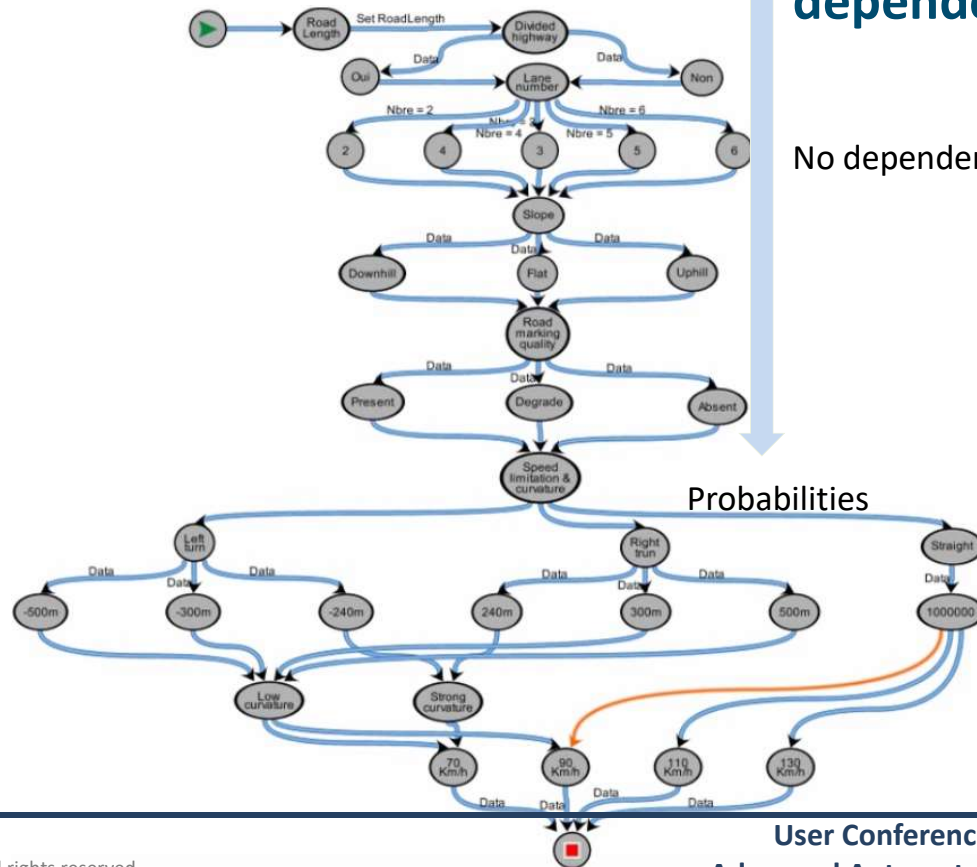


Equivalence class paths can be conditioned by other families

- ✓ A combinatoric is always possible in the real life
- ✓ It filters impossible combinatorics and limits the test case number



Equivalence class representation and dependencies



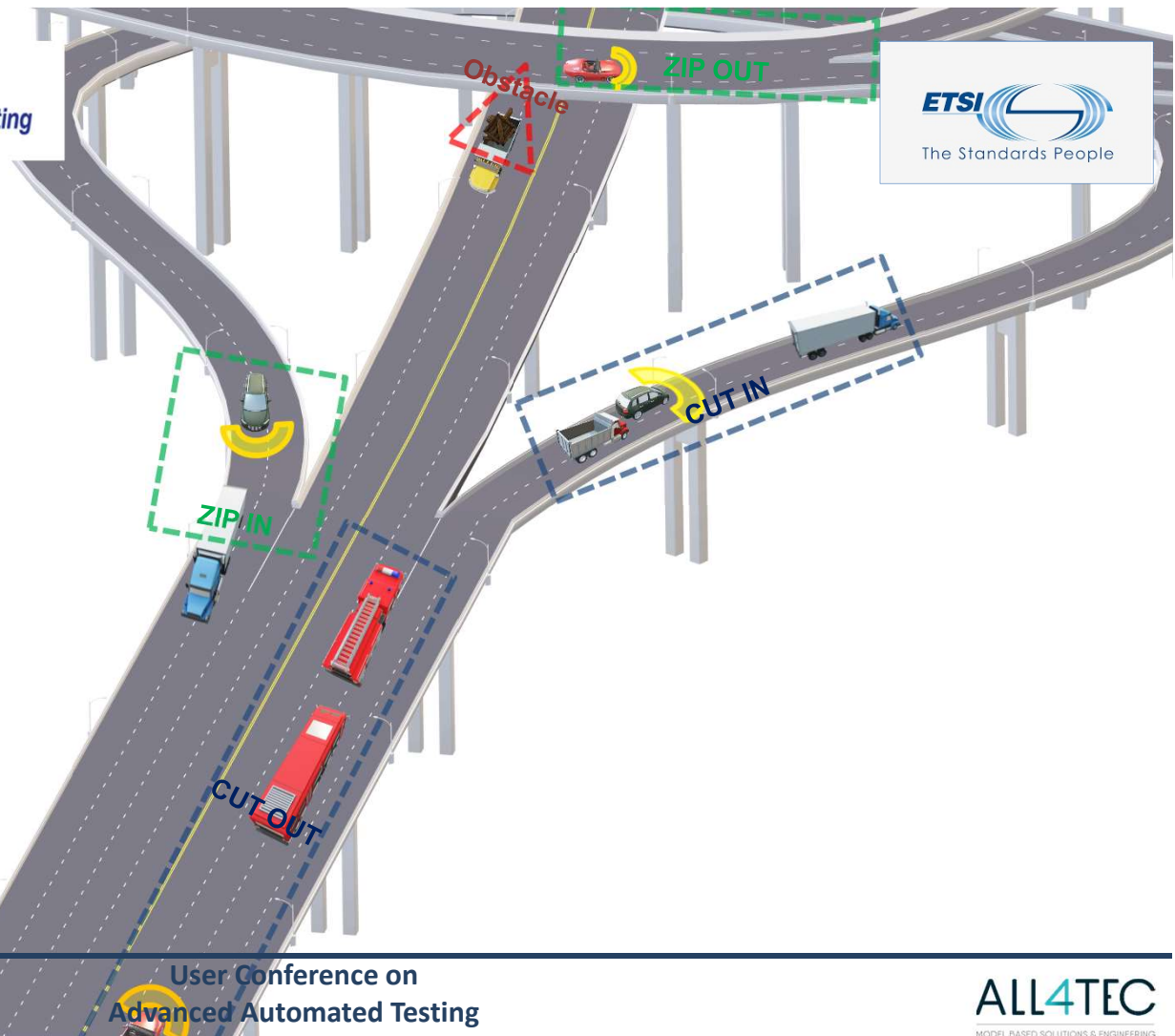
No dependency for these equivalence classes

Dependencies for these equivalence classes

Scenarios Categorization

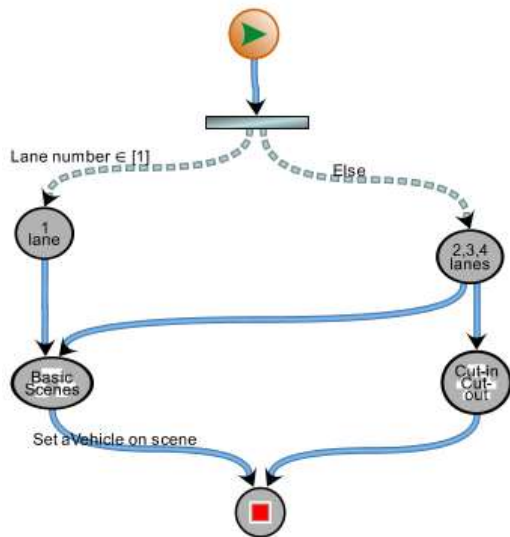
Expert categorization of dozens
risked template scenarios :

- Cut-in from behind from left,
- Cut-out
- Insertion
- Target Following
- Target Go
- Target Stop
- Cut-out Cut-in
- ...



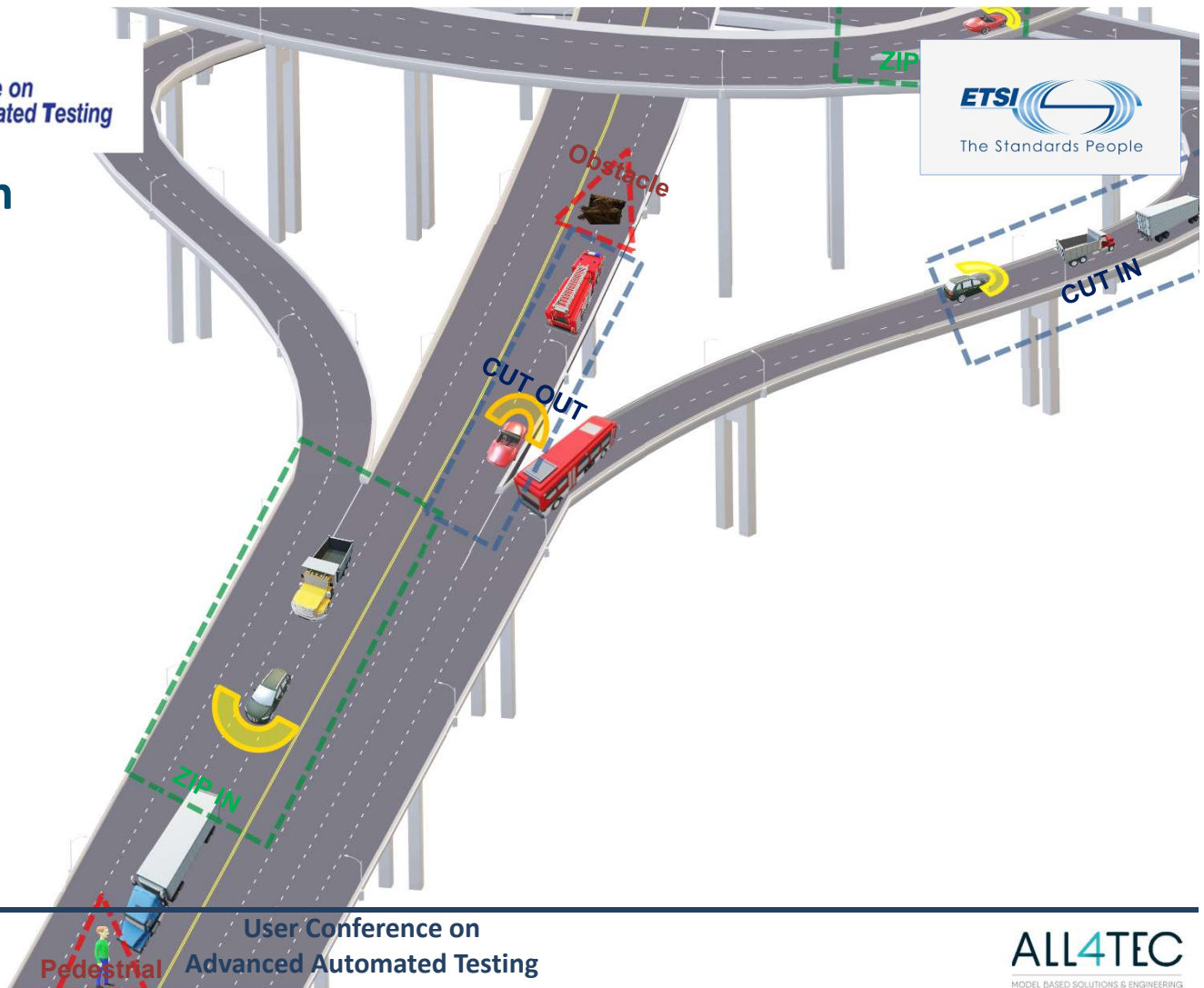
Scenarios Categorization

Each scenario is a sub model
A scenario can only occurs when
depending previous classes are
compliant



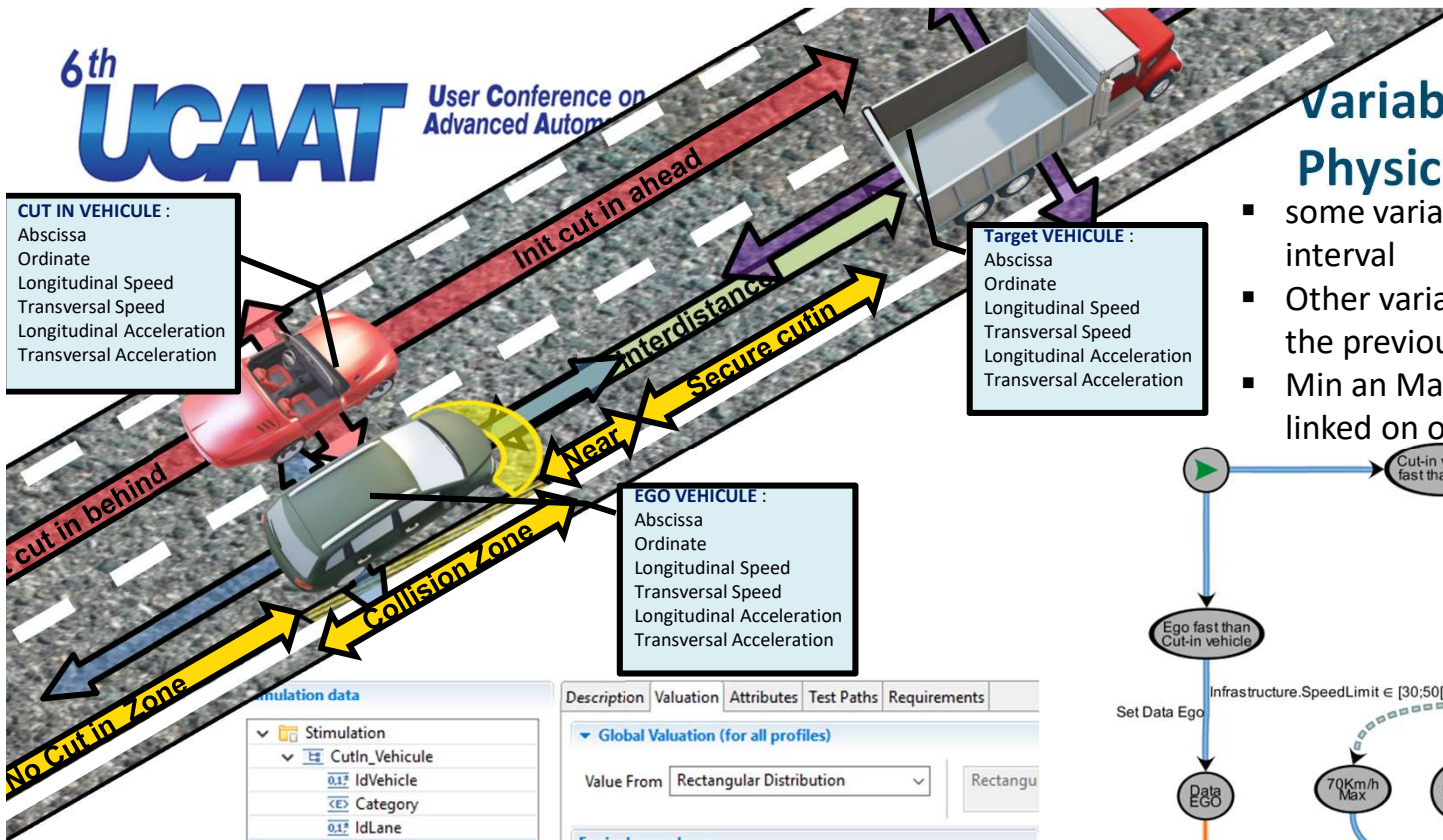
All scenarios are built in order to
achieve the objective with the
maximum determinist

© All rights reserved



Variability maximum in the Physic

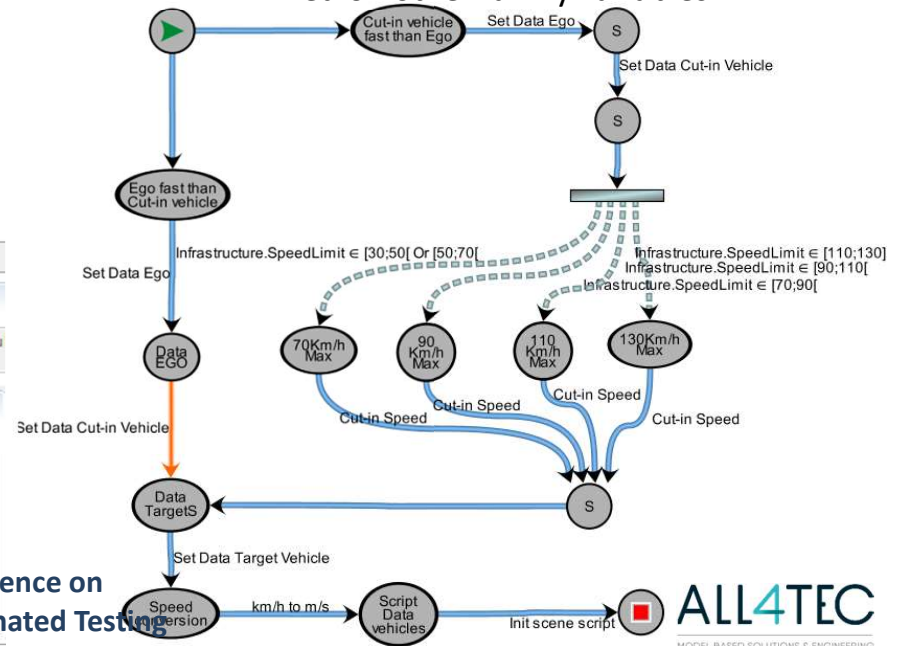
- some variables are randomly drawn in an interval
- Other variables are calculated based on the previous random variables
- Min an Max of each variable can be linked on other family variables



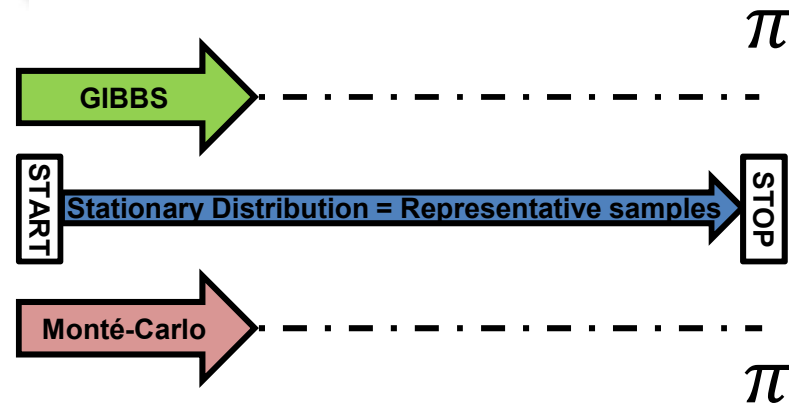
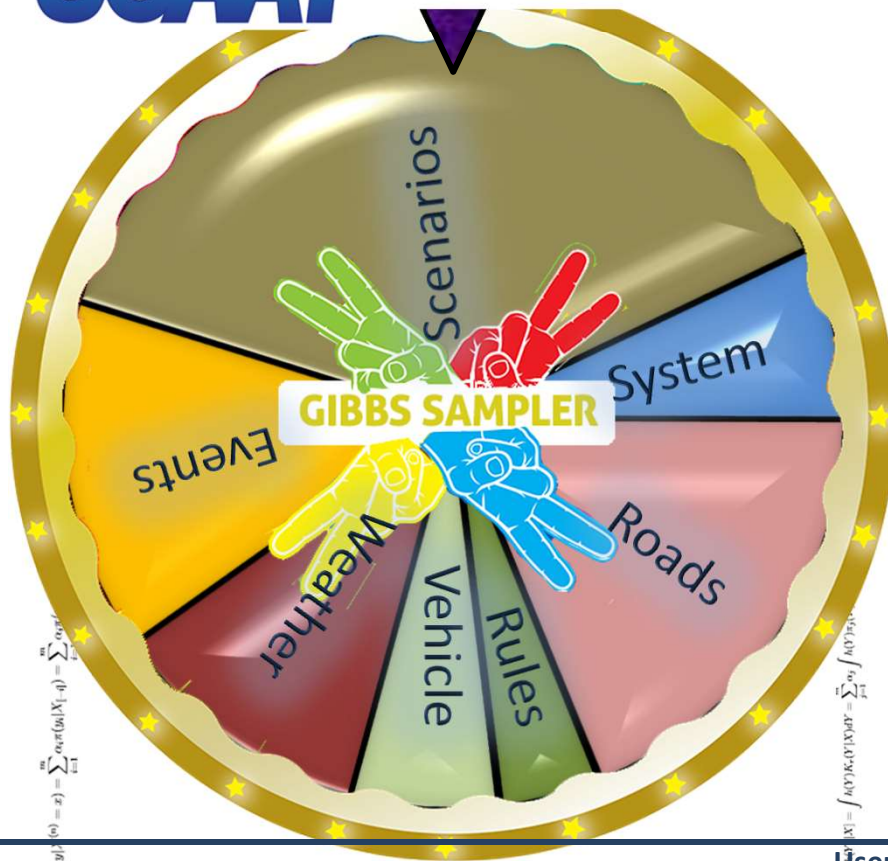
Simulation data

- Stimulation
 - Cut_in_Vehicule
 - IdVehicle
 - Category
 - IdLane
 - Initial Speed
 - Acceleration
 - TimeGapWithEgo
 - TimeGapWithVehicle
 - DeltaSpeedWithEgo
 - ManoeuvreTime

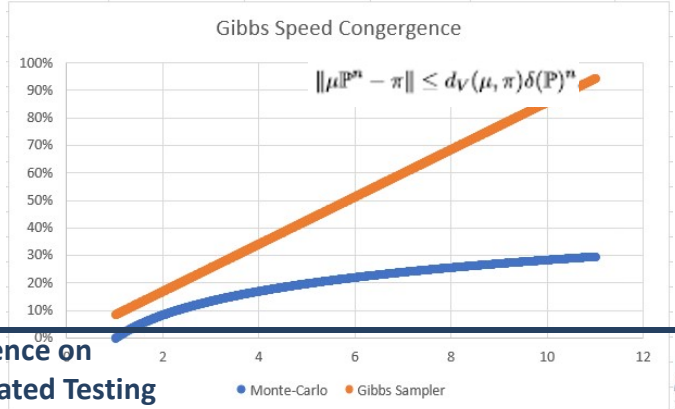
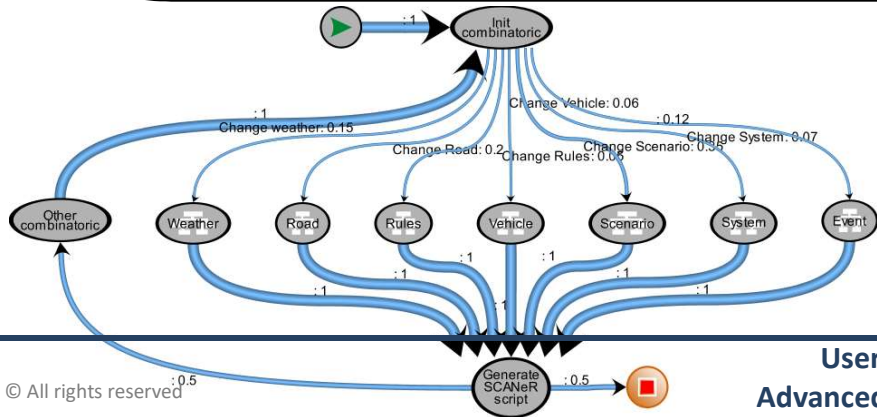
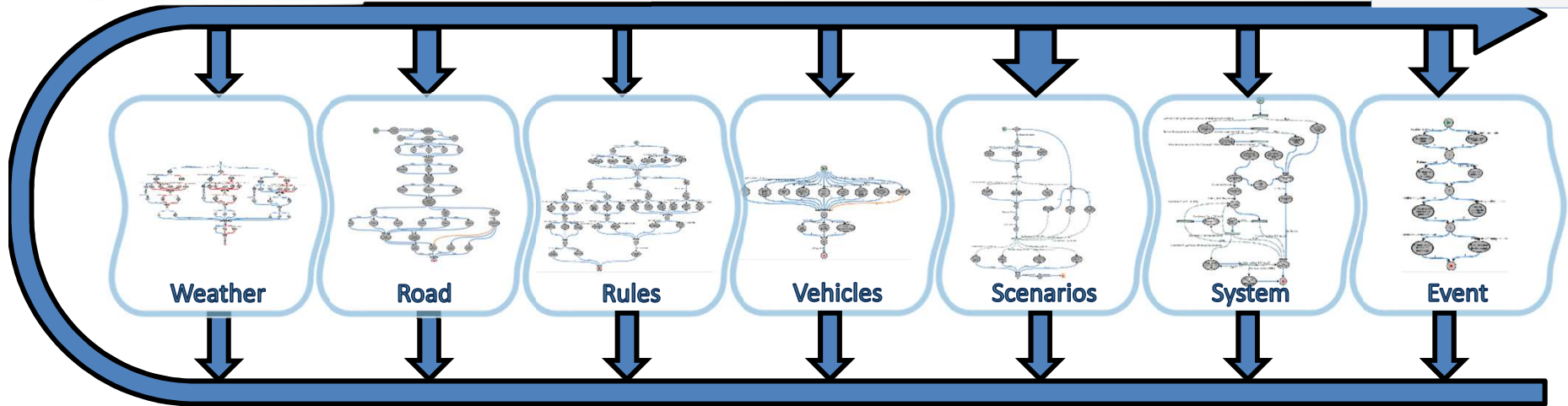
Description	Valuation	Attributes	Test Paths	Requirements
Global Valuation (for all profiles)				
Value From	Rectangular Distribution			Rectangu
Equivalence classes				
Name	Ranges	Activation		
EC0	[0.000;30.000[false		
EC1	[30.000;50.000[true		
EC2	[50.000;70.000[false		
EC3	[70.000;90.000[false		
EC4	[90.000;110.000[false		
EC5	[110.000;130.000[false		
EC6	[130.000;250.000[false		



Gibbs Sampler optimization

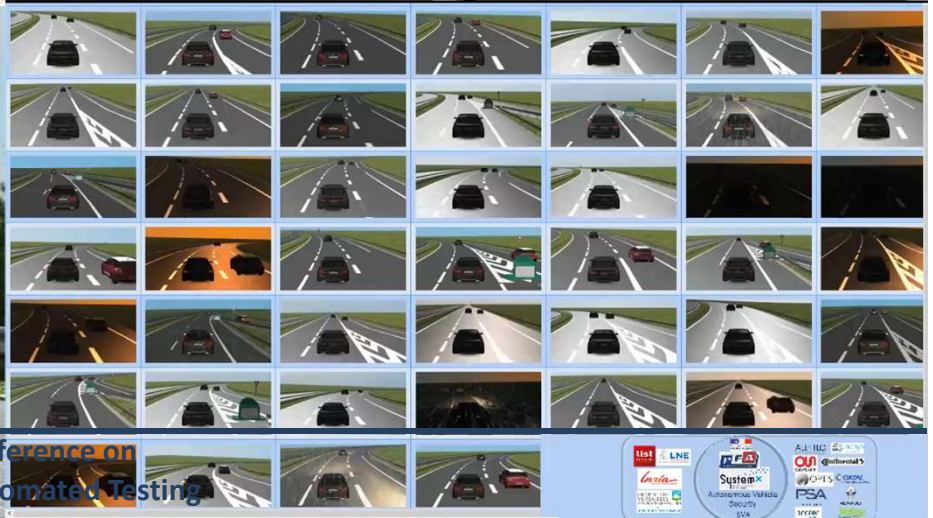
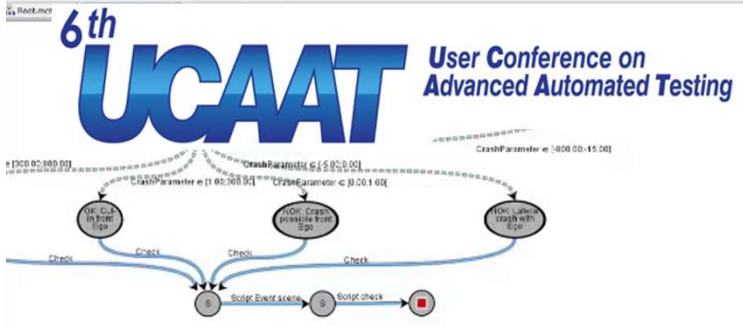


$$\delta(\mathcal{P}) = 1 - \inf_{i,j \in \mathcal{K}} \sum_{k \in \mathcal{K}} p_{ik} \wedge p_{jk}$$



© All rights reserved

Results



User Conference on Advanced Automated Testing



ALL4TEC

MODEL BASED SOLUTIONS & ENGINEERING



Thank you for your attention



www.linkedin.com/in/trollet

ALL4TEC

Fabrice TROLLET
MaTeLo Product Manager

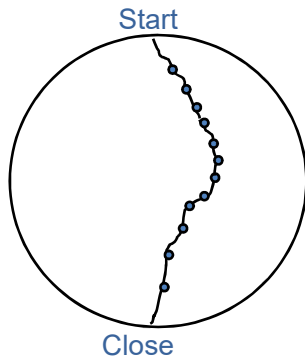
Fabrice.trollet@all4tec.net Tél : + 33 (0)6 28 07 08 21

Odysée E, 2 Chemin des Fermes – 91300 MASSY
Tél : + 33 (0)2 43 49 75 30 – Fax : + 33 (0)2 43 49 75 33 – www.all4tec.net

Test Application Life cycle strategy

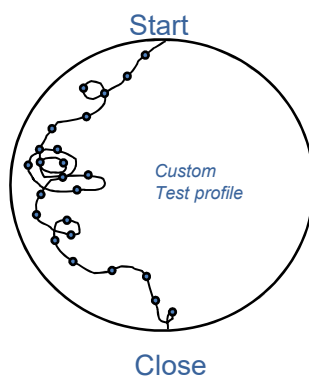


Most probable approach



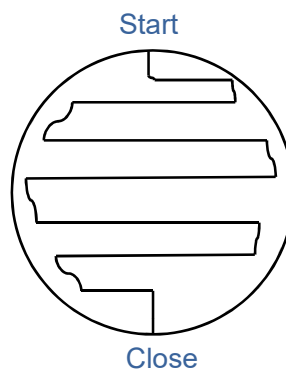
FREQUENCY FOCUS

Usage & Risk based Approach



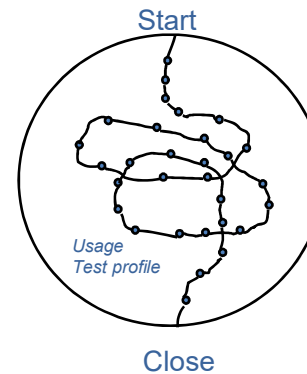
CRITICALITY, COMPLEXITY UPDATE FOCUS

Arc Coverage approach



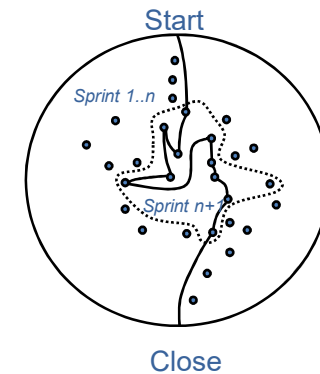
REQUIREMENTS COVERAGE

Random approach



OPERATIONAL COVERAGE

Δ Sprint approach



SPRINT N+1 - SPRINT N COVERAGE

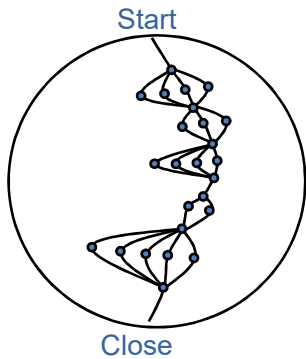
SMOKE TESTING	RISK BASED TESTING	REGRESSION TESTING	COMBINATORY USAGE TESTING	EVOLUTION TESTING Without Regression
---------------	--------------------	--------------------	---------------------------	--------------------------------------



Combinatorics coverage



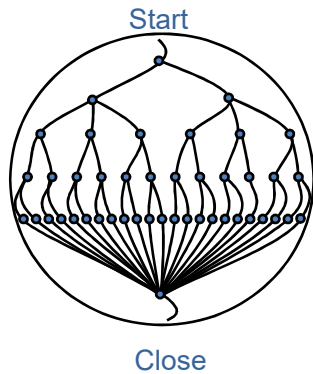
Minimum Data Coverage



Minimum number of test

Equivalence classes covered one time

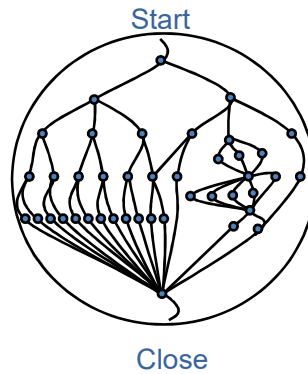
Full Data Coverage



Large number of test
Dependence of classes

Equivalence Classes combinatorics

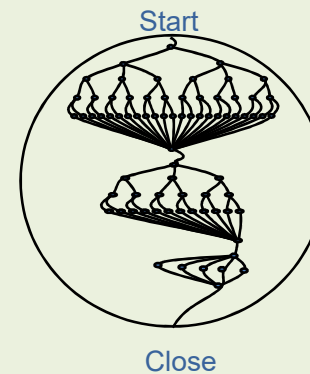
Custom Data Coverage



Specific coverage

Custom equivalence class coverage

Gibbs Sampling



Fast sampling

Converge toward stationary distribution



Taux de convergence pour l'échantillonneur RSGSI (Random Scan Gibbs Sampler with Independent Cliques)

Guy Fayolle

May 19, 2017

Certaines notations sont celles de l'article [G. Fayolle - V. L. Tran]. Dans la première section, nous rappelons brièvement la description du système auquel on va appliquer l'algorithme RSGSI. La deuxième section propose des bornes théoriques pour la vitesse de convergence vers la distribution stationnaire des cas de test. Dans le cas du projet COVADEC, ces bornes se traduisent par une réduction substantielle du nombre de kilomètres que doivent parcourir les voitures test.

1 Description du système

Soit V le nombre de paramètres (ou sites) et $S = \{1, 2, \dots, V\}$. En toute généralité, le système est donc représentable par un vecteur de taille V . En fait, grâce à MaTeLo, il est possible de réécrire S sous la forme d'un ensemble de m sous-groupes indépendants $\{C_j \in S\}_{1 \leq j \leq m}$, dénommés cliques maximales.

Soit $L_j = |C_j|$ le nombre d'éléments dans la clique C_j , où on notera

$$C_j = \{j_1, j_2, \dots, j_{L_j}\}, \quad 1 \leq j \leq m.$$

Il est alors loisible de représenter l'état du système par le vecteur aléatoire

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_m),$$

où $X_j = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jL_j})$ est le nombre de paramètres dans la clique j . Rappelons qu'à chaque paramètre X_{jk} est attaché une classe d'équivalence de taille Λ_{jk} . En posant

$$\Lambda_j = \prod_{k=1}^{L_j} \Lambda_{jk},$$

le nombre de configurations (ou chemins) possibles $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ est donc égal à

$$\Lambda = \prod_{k=1}^m \Lambda_j, \tag{1}$$

© All rights reserved

Explication Théorique Gibbs

ce qui peut s'avérer considérable, car typiquement $V \leq 100$ et $L_{jk} \leq 10$.

2 Vitesse de convergence vers l'état stationnaire

L'algorithme RSGSI construit une chaîne de Markov $\{Z^{(n)}, n \geq 0\}$, qui est réversible et a pour matrice (opérateur) de transition

$$\mathbb{P}(X^{n+1} = y | X^{(n)} = x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \pi(y_i | X_{[-i]}) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \pi(y_i), \tag{2}$$

car on ne modifie à chaque étape n qu'une coordonnée (i.e. une seule clique) avec probabilité α_i , la deuxième égalité venant de l'indépendance des cliques. On démontre que cette chaîne de Markov converge vers un état stationnaire qui est la distribution cherchée.

Remark 2.1. Le taux de convergence d'un processus Markovien d'opérateur de transition \mathbb{F} tel que

$$\mathbb{F}h(X) = E[h(Y)|X] = \int h(Y)K_r(Y|X)dY = \sum_{j=1}^m \alpha_j \int h(Y)\pi_j(Y)dY,$$

pour toute fonction $h(\cdot)$ à valeurs réelles ou complexes de carré intégrable, est égal au rayon spectral ρ défini par

$$\rho = \lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbb{F}^n\|^{1/n},$$

où $\|\mathbb{F}^n\|$ désigne la norme de \mathbb{F} . Pour une classe très générale d'algorithme de Gibbs, on peut montrer que $\|\mathbb{F}\| < 1$. Ici, l'opérateur \mathbb{F} correspond à la matrice de transition \mathbb{P} .

Lorsque le nombre d'états est fini, on peut obtenir une estimation de la vitesse de convergence à l'aide de la distance de Dobrushin $\delta(\mathbb{P})$, qui pour une matrice stochastique quelconque \mathbb{P} et un espace d'états \mathbb{E} est donnée par

$$\delta(\mathbb{P}) \stackrel{\text{def}}{=} \sup_{i,j \in \mathbb{E}} d_V(p_i, p_j) = 1 - \inf_{i,j \in \mathbb{E}} \sum_{k \in \mathbb{E}} p_{ik} \wedge p_{jk}, \tag{3}$$

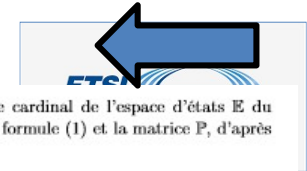
où p_i est la ligne i de la matrice \mathbb{P} et $d_V(\alpha, \beta)$ dénote la distance en variation entre deux lois de probabilité α et β sur \mathbb{E} , qui est définie par l'expression

$$d_V(\alpha, \beta) = \frac{1}{2} |\alpha - \beta| = \frac{1}{2} \sum_{i \in \mathbb{E}} |\alpha_i - \beta_i|.$$

Il est facile de voir que $0 \leq \delta(\mathbb{P}) \leq 1$ et on a le théorème général suivant.

Theorem 2.1. Soit une matrice de transition \mathbb{P} irréductible et réversible sur l'espace d'états \mathbb{E} et de mesure invariante π . Alors, pour toute distribution de probabilité initiale μ et pour tout $n \geq 1$, on a l'inégalité

$$\|\mu \mathbb{P}^n - \pi\| \leq d_V(\mu, \pi) \delta(\mathbb{P})^n.$$



Dans le cas de l'algorithme RSGSI, le cardinal de l'espace d'états \mathbb{E} du Théorème 2.1 est égal à Λ donné par la formule (1) et la matrice \mathbb{P} , d'après la formule (2), a la forme

$$\mathbb{P}(Y|X) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbb{P}_i(Y), \tag{4}$$

où chaque matrice \mathbb{P}_i , $1 \leq i \leq m$, est stochastique, ne dépend pas de l'état X et correspond (à chaque étape de l'algorithme) à la modification de la seule composante X_i .

D'après (3), on cherchera une borne supérieure de la vitesse de convergence sous la forme

$$\delta(\mathbb{P}) = 1 - \inf_{i,j \in \mathbb{E}} \sum_{k \in \mathbb{E}} p_{ik} \wedge p_{jk}, \tag{5}$$

où les p_{ij} sont les coefficients de la matrice stochastique \mathbb{P} qui est de taille $\Lambda \times \Lambda$, l'espace d'états étant $\mathbb{E} = \Lambda_1 \times \Lambda_2 \dots \Lambda_m$.

On notera qu'il est possible et facile avec MaTeLo de calculer toutes les composantes de \mathbb{P} .



MaTeLo Gibbs

Accueil

Tendances

Abonnements

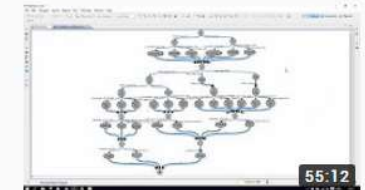
THÈQUE

Historique

À regarder plus t...

Environ 166 résultats

Essayez avec cette orthographe : MaTeLo G



<https://www.youtube.com/watch?v=AW1Xhjqz4tU>