
INELIDAMARKETSCAN
UMA ABORDAGEM CIENTIFICA DO TRADING ALGORITMICO
Recherche et Developpement d'un Systeme Multi-Strategies
Base sur les Concepts ICT, l'Ichimoku, le Machine Learning
et la Finance Quantitative

Version 1.0.2 | 2026-07-19
Didier Vally / Reuniware Systems

License: MIT

PT— Diese Forschung wird in englischer Sprache präsentiert. Die vollständige Übersetzung ist für Version 2.0 geplant. Der Inhalt ist identisch mit der englischen Version.

Abstract

This document presents les resultats de recherche du projet InelidaMarketScan, un systeme de trading algorithmique integrating les concepts ICT, l'analyse Ichimoku multi-timeframe, machine learning automatique XGBoost (18 modeles, 123 caracteristiques) et la finance quantitative (processus stochastiques, GARCH, Monte Carlo).

New in v1.0.2 (19/07/2026) : Module de finance quantitative avec 6 fonctions (Ornstein-Uhlenbeck, Hurst, GARCH(1,1), Monte Carlo, Kelly Criterion, FTMO Ruin). Modele v18 unifie (64.0% CV, F1=0.503, 1 210 trades). MLPredictor simplifie (1 chargement au lieu de 5).

Key findings : DXY = 73% WR (233 trades). Les features de volatilité (GARCH, OU, Hurst) apportent un vrai signal predictif (gains #14-#19). Les features ICT (FVG/OB/MSS) sont du bruit (gain <0.5). Le Kelly Criterion est redondant avec RR (gain=0.00). La specialisation par actif ameliore le PF OOS de 340%. Simulation 10k EUR, 1%/trade: PF 2.27 en in-sample, PF 1.17 en OOS reel (v7).

1. Introduction

1.1 Context and Problem Statement

Le trading algorithmique represente plus de 70% des volumes Forex (BRI, 2022). Cependant, la plupart des systemes reposent sur des indicateurs traditionnels generant plus de 70% de faux signaux. Les concepts ICT proposent d'analyser la liquidite institutionnelle mais leur nature qualitative rend l'automatisation difficile. L'Ichimoku Kinko Hyo offre un cadre multi-timeframe systematique mais manque de capacite predictive.

1.2 Research Objectives

1. Automatiser les concepts ICT et Ichimoku en un systeme unifie
2. Quantifier les configurations via 109 criteres de scoring
3. Predire les resultats via XGBoost (123 caracteristiques)
4. Valider via backtest out-of-sample (OOS) temporel
5. Integrer la finance quantitative (stochastique, GARCH, Monte Carlo)
6. Identifier les facteurs reellement predictifs (feature importance)

1.3 Document Structure

Section 2: theorie. Section 3: architecture. Section 4: Diamond Scanner (109 criteres). Section 5: pipeline ML (123 features). Section 6: finance quantitative. Section 7: protocole backtest. Section 8: resultats (18 modeles). Section 9: analyse caracteristiques. Section 10:

anomalies. Section 11: news risk. Section 12: cross-pair. Section 13: per-asset. Section 14: MLPredictor simplifie. Section 15: guide trading. Section 16: limitations. Section 17: conclusion.

2. Theoretical Foundations

2.1 Concepts ICT (Inner Circle Trader)

Developed by Michael Huddleston, les concepts ICT postulent que les marches sont structures par les flux institutionnels : sweeps de liquidite, Fair Value Gaps (FVG), Order Blocks (OB), Market Structure Shifts (MSS/BOS) et analyse de volume (HVN/LVN).

2.2 Ichimoku Kinko Hyo

Systeme de Goichi Hosoda (1930, publie 1969). Cinq composantes : Tenkan-sen (9 periodes, momentum), Kijun-sen (26 periodes, S/R dynamique), Senkou Span A/B (nuage Kumo projete 26 periodes), Chikou Span (prix decale). Application sur 8 timeframes : M5, M15, M30, H1, H4, D1, W1, MN.

2.3 Apprentissage Automatique (XGBoost)

XGBoost selectionne pour : fonctionnement sur CPU sans GPU, entraînement <1 seconde, feature importance integree (gain), regularisation anti-overfitting (gamma, alpha, lambda). Hyperparametres v18 optimises : max_depth=6, learning_rate=0.05, n_estimators=300.

2.4 Finance Quantitative

Six fonctions implementees dans le module `stochastic_analytics.py` :

Function	Concept	Purpose
Ornstein-Uhlenbeck	Processus mean-reversion	Score d'overextension (OU%)
Hurst Exponent	Analyse fractale	Classification RANGE vs TREND
GARCH(1,1)	Volatilite conditionnelle	Prevision volatilite, persistance, demi-vie
Monte Carlo	Simulation 10 000 trajectoires	P(SL touche), P(TP touche)
Kelly Criterion	Position sizing optimal	$f^* = (b \cdot p - q) / b$ par type d'actif
FTMO Ruin	Simulation drawdown 10%	Probabilite de ruine compte prop firm

4. Diamond Scanner — 109 Criteria

Le Diamond Scanner est le coeur analytique du systeme. Il evalue chaque symbole sur 109 criteres binaires repartis en 15 categories, ponderes uniformement :

Category	Criteria	Description
Ichimoku Multi-TF	9	Kijun/Tenkan H1 a MN
T/K Cross	5	Croisements Tenkan/Kijun
Flat Lines + Memoire	12	Tenkan/Kijun plats historiques
FVG (6 TFs)	12	Fair Value Gaps M5 a D1
Order Blocks (6 TFs)	12	Zones d'impulsion institutionnelle
MSS/BOS (6 TFs)	12	Structure de marche
Breaker Blocks (6 TFs)	12	OB inverses
Volume HVN/LVN (6 TFs)	12	Zones de volume
Sweeps AH/AL/LH/LL	8	Sweeps de liquidite
Reversal Pipeline	6	Confirmation de retournement
Stochastic (OU + Hurst)	3	Finance quantitative
News Risk	1	HIGH NEWS DAY
Safeguards (3)	3	TKx H1, MFE, News
M5/M15/M30 Cross	6	Croisements basse TF

3 Safeguards automatiques : TKx H1 conflit (P0), MFE proxy (P1), HIGH NEWS DAY (P0).

Smart TP : Niveaux reels (Kijun, Tenkan, FVG, SSB, Kumo, Fib) au lieu de RR=2.0 fixe.

SL Safety Net : <10% range SL-TP = WAIT force. 10-20% = GOOD maximum.

5. Machine Learning Pipeline — 123 Features

5.1 Architecture

1. DiamondScanner → DiamondResult (109 criteres)
2. extract_features() → 123 features numeriques nommees
3. XGBoost v18 → predict_proba() → ML% [0-100]
4. Matrice de decision : ML% + 3 garde-fous

5.2 Feature Categorys 123 Features

Category	Nombre	Exemples
Ichimoku	24	kj_h1, tkx_h1, kumo_h1
Sweeps	18	ah_swept, lh_swept
FVG/OB/BRK/MSS	24	fv_g_h1_bear_top, ob_h1_pos
Volume	6	hvn_h1, lvn_h1
Temporelles	8	hour_london, day_wednesday
DXV	5	dxy_price, dxy_trend
Stochastic/GARCH	10	ou_score, hurst_h, garch_persistence
Meta/Actif	28	is_dxy, is_forex, rr, sl, tp

5.3 Top 20 Features (modele v18)

Rank	Feature	Gain	Category
1	is_dxy	14.2	Type d'actif
2	rr	10.0	Risk/reward
3	tkx_h1	9.2	T/K cross H1
4	sl	8.5	Stop-loss
5	kj_h1	7.8	Kijun H1
6	day_wednesday	6.4	FOMC
7	d_kj_h4	6.1	Distance Kijun H4
8	d_kj_d1	5.5	Distance Kijun D1
14	garch_forecast_vol_1	6.3	GARCH volatilité
15	ou_score	6.2	Overextension
19	garch_long_run_vol	6.1	Volatilité long-terme
30	hurst_h	5.1	Regime range/trend

Les features GARCH et OU apparaissent dans le Top 20 — **premier signal que la volatilité predictive est utile**. Les features ICT (FVG/OB/MSS) sont absentes du Top 25 (gain <0.5). Le Kelly (kelly_full, kelly_ev) est au rang #124-#125 (gain=0.00) — redondant avec RR. Supprime dans v18.

6. Quantitative Finance — Stochastic Analytics Module

6.1 Ornstein-Uhlenbeck (OU%)

Le processus d'Ornstein-Uhlenbeck modelise le retour a la moyenne. Le score OU% (0-100%) mesure l'overextension du prix par rapport a sa moyenne mobile.

OU%	Interpretation
0-20%	Proche de la moyenne — normal
20-50%	Legerement overextended
50-80%	Fortement overextended — retournement probable
80-100%	Extreme — mean-reversion quasi certaine

Gain ML : #15 (6.2) — signal predictif independant.

6.2 Hurst Exponent (Hst)

L'exposant de Hurst (0-1) classifie le regime du marche via l'analyse fractale des series temporelles.

Hst	Regime	Strategy
<0.40	RANGE fort	Mean-reversion
0.40-0.55	Aleatoire	Pas de tendance
0.55-0.70	TREND	Suivre la direction
>0.70	Tendance forte	Momentum

Gain ML : #30 (5.1) — signal moderelement predictif.

6.3 GARCH(1,1) — Prevision de Volatilite

Le modele GARCH(1,1) decompose la volatilité en trois composantes : - **Persistence (alpha+beta)** : memoire des chocs (>0.95 = chocs persistants) - **Volatilite long-terme (omega)** : niveau d'equilibre - **Demi-vie** : nombre de barres pour qu'un choc se dissipe de 50%

Gain ML : #14 (6.3), #19 (6.1) — les features GARCH sont dans le Top 20.

6.4 Monte Carlo — Probabilites SL/TP

Simulation de 10 000 trajectoires de prix (mouvement brownien geometrique) pour estimer : - **P(SL)** : probabilite que le stop-loss soit touche - **P(TP)** : probabilite que le take-profit soit touche

Gain ML : #39 (4.4) — signal faible mais utile pour le risk management.

6.5 Kelly Criterion et FTMO Ruin

Kelly Criterion : $f^* = (b \times p - q) / b$ ou $b = RR$, $p = \text{win rate}$. Avec les vrais WR par actif (DXY=73%, Forex=31%, XAU=37%, Indices=36%).

Resultat : gain ML = 0.00 — le Kelly est une transformation lineaire de RR, que XGBoost apprend deja. Supprime des features dans v18.

FTMO Ruin : Simulation de la probabilite de ruine d’un compte prop firm avec drawdown maximal de 10%, basee sur le win rate et le risk/reward. Utile pour le risk management, non integre au ML.

7. Backtest Protocol

7.1 Methodology

- 1. Donnees : barres H1 MT5 (copy_rates_range)
- 2. Simulation journaliere : Janvier 2025 a Juillet 2026
- 3. Ichimoku recalcule a chaque jour de simulation
- 4. 109 criteres evalues, 123 features extraites
- 5. Entree : close H1. SL : Kijun H4. TP : 2× SL
- 6. Suivi barre par barre M1. MFE et MAE enregistres
- 7. Outcome : 1 si TP touche avant SL, 0 sinon

7.2 Metrics

Metricque	Definition	Interpretation
WR	Win Rate = Gains / Total	>55% bon
PF	Profit Factor = Gains / Pertes	>1.5 rentable
CV	Cross-validation 5-fold	>60% robuste
OOS PF	Out-of-sample temporel	>1.0 edge reel

7.3 Datasets

Dataset	Period	Trades	WR	Use
v4 (13 symboles)	Jan-Jul 2026	1 210	37.6%	Baseline
v5 (13 symboles)	2025-Jul 2026	3 045	38.2%	Full
v15 (13 symboles)	2025-Jul 2026	5 009	36.0%	Max data
v18 (13 symboles)	Jan-Jul 2026	1 210	37.6%	Production
v19 (13 symboles)	2025-Jul 2026	3 045	36.0%	Too much data

8. Resultats — 18 Modeles XGBoost

8.1 Evolution des Modeles

Modele	Features	Trades	CV	F1	Note
v1-v3	36 anonymes	852-1846	60-62%	—	Baseline
v4	111 nommees	1210	62.9%	—	In-sample
v5-v6	110 ICT reelles	1119-3045	58-60%	—	ICT=bruit
v7	25 selectionnees	2923	60.1%	—	Best OOS unifie
v8-v10	25-47 features	2923	59-61%	—	Overfitting
v11-v12	Regression/Multi	2923	—	—	Echec
v13	4×25 per-asset	2923	53-64%	—	PF=4.000
v15	109 (sans GARCH)	5009	—	—	Max data
v16	125 (avec GARCH)	541	56.9%	0.434	GARCH debut
v17	125 (Kelly dyn)	541	56.9%	0.420	Kelly=0
v18	123 (GARCH-Kelly)	1210	64.0%	0.503	Production
v19	123 (2025-2026)	3045	61.7%	0.447	Trop de data

8.2 Comparaison v16 → v18

	v16/v17	v18
Trades	541	1 210
Symboles	6	13
Accuracy	56.9%	64.0%
Precision	38.3%	52.4%
F1	0.434	0.503
max_depth	4	6

8.3 Performance par Type d’Actif

Actif	Trades	WR	CV	Note
DXY.cash	233	73.0%	63.5%	Top performer
XAUUSD	198	41.4%	62.1%	Signal faible
Indices (US30/100/500)	420	35.8%	60.2%	Mediocre
Forex (8 paires)	1 746	30.9%	59.8%	Faible

8.4 Simulation de Capital (10 000 EUR, 1%/trade)

Seuil ML%	Trades	WR	PF	P&L
Aucun	1 210	37.6%	1.02	+1 442 EUR
>=45%	661	54.3%	1.91	+27 542 EUR
>=50%	504	59.7%	2.27	+25 842 EUR
>=60%	170	78.8%	3.59	+9 340 EUR

Attention : Chiffres in-sample. Le PF OOS reel est 1.17 (v7), pas 2.27. Le data leakage reduit le PF de 68% en moyenne.

9. Feature Analysis

9.1 Les Features ICT are Noise

Feature	Taux detection	Gain ML	Predictif ?
FVG HI Bear	67%	<0.5	Non
OB HI Bear	91%	<0.1	Non
MSS HI Bear	55%	<0.3	Non
Breaker HI	48%	<0.2	Non

91% des trades ont un OB — la feature ne discrimine rien. Les patterns ICT sont trop frequents pour etre utiles en classification binaire.

9.2 Winning Features (100% Ichimoku)

Les 25 meilleures features du modele v7 sont 100% Ichimoku et meta (type d’actif, RR, jour). Aucune feature ICT dans le Top 25.

9.3 Les Features de Volatilite (GARCH/OU/Hurst)

Contrairement aux features ICT, les features de volatilite apportent un **vrai signal nouveau** que le modele ne pouvait pas deduire des features de prix :

Feature	Rang (v16)	Gain	Type de signal
garch_forecast_vol_1	#14	6.3	Volatilite predite
ou_score	#15	6.2	Overextension
garch_long_run_vol	#19	6.1	Regime volatilite
hurst_h	#30	5.1	Range vs Trend

9.4 Le Kelly est Redondant

kelly_full et kelly_ev aux rangs #124-#125 (gain=0.00) sur 2 datasets differents. La raison : le Kelly est f(RR, WR_fixe) — une transformation lineaire de RR. XGBoost apprend deja cette relation via les features rr + is_dxy/is_forex. Supprime dans v18.

9.5 Data Leakage

Modele	PF In-Sample	PF OOS	Drop
v4 (ML%>=50%)	2.27	0.72	-68%
v7 (ML%>=59%)	2.80	1.17	-58%

Le split aleatoire train/test est insuffisant. Seul le split temporel (entrainer sur le passe, tester sur le futur) donne le vrai PF.

10. Market Anomalies — Paradox DXY-EURUSD

Le 17 juillet 2026, 50% des heures presentaient une correlation ANORMALE entre DXY et EURUSD (mouvements dans le meme sens au lieu de sens opposes). Toutes les heures anormales etaient dans des fenetres de news macroeconomiques (Trump, FOMC, CPI, UoM).

Lesson

=2 evenements majeurs = HIGH NEWS DAY. Les setups directionnels BULL deviennent non fiables. Les trades BEAR sont moins affectes (asymetrie du risque macro).

Cette decouverte a conduit a l’implementation du filtre News Risk automatise.

11. News Risk Filter — Scraper ForexFactory

Architecture

1. Cache SQLite (TTL 24h) pour éviter les requêtes répétées
2. Scraping ForexFactory : parsing HTML du calendrier économique
3. Fallback : liste MAJOR_EVENTS hardcodée (FOMC, NFP, CPI, GDP, Trump, etc.)
4. Classification automatique : ≥ 2 événements = HIGH NEWS DAY

Impact

- Mercredi (FOMC) : feature #6 (gain=6.4) — jour le plus prédictif
- HIGH NEWS DAY : 15/15 trades BULL étaient faux (16-17 juillet 2026)
- Correction automatique : BULL downgrade en WAIT pendant HIGH NEWS DAY

12. Cross-Pair Analysis et Correlation DXY

Des features de corrélation DXY ont été ajoutées (dxy_vs_price_ratio, dxy_kj_h1_norm, dxy_divergence, dxy_trend_x_bias). Résultat : pas d'amélioration significative. La feature `is_dxy` (gain=14.2) capture déjà l'essentiel du signal cross-pair. Les corrélations inter-paires sont trop bruitées pour améliorer la prédiction.

13. Per-Asset Models (v13)

Quatre modèles spécialisés : DXY, XAU, Indices, Forex. Chaque modèle apprend ses propres patterns sans dilution inter-actifs.

Model	Asset	Trades	WR	CV	OOS PF
v13_dxy	DXY	233	73%	63.5%	4.000
v13_xau	XAU	241	37%	62.1%	—
v13_index	Indices	741	36%	60.8%	—
v13_forex	Forex	1 746	31%	61.6%	—

Model DXY : OOS PF=4.000 — le meilleur jamais enregistré. Mais seulement 15 trades OOS, pas statistiquement significatif. Le modèle unifié v18 (64% CV, F1=0.503) est plus robuste avec 1 210 trades et est actif en production.

14. Simplified MLPredictor

Before (v7-v13)

Le MLPredictor chargeait 5 modèles à l'initialisation : 1 fallback + 4 per-asset. After le passage à v18 (modèle unifié), les 4 per-asset pointaient tous vers le même fichier → 5 `joblib.load()` sur le même modèle.

After (v18)

```
class MLPredictor:
    _model_path = "models/historical_v18.xgb"

    def load(self):
        self._model = {"model": joblib.load(self._model_path),
                       "feature_names": [...]}
        return True

    def predict(self, result):
        features = extract_features(result)
        ordered = [features.get(name, 0.0) for name in self._model["feature_names"]]
        return float(self._model["model"].predict_proba([ordered])[0][1])
```

	Before	After
Loaded models	5	1
joblib.load()	5 calls	1 appel
Lines of code	~70	~30
Dead code	_classify_asset, _ASSET_KEYWORDS	☐ Removed

Unchanged API — `.load()`, `.predict()`, `.is_loaded` — le DiamondScanner fonctionne sans modification.

15. Practical Trading Guide

Daily Workflow

```
python main.py diamond --timezone BROKER      # Scan complet
python main.py track save                      # Sauvegarde P&L
# ... attendre fermeture des trades ...
python main.py track update                    # Mise a jour prix
python main.py track report                    # Rapport P&L
```

Best Sessions

Day	Session	Volume	Strategy
Lundi	London-NY	Moyen	SL large
Mardi	NY Open	Maximum	Normal
Mercredi	Post-FOMC	Tres haut	SL ×2
Jeudi	NY Open	Haut	Normal
Vendredi	Fermeture 17h Paris	Bas	SL serre

Friday Rule

Absolute : Pas de trades overnight le weekend. Fermer toutes les positions avant 17h Paris. Les gaps de lundi peuvent dépasser 50 pips.

Decision Matrix

ML%	TKx HI	NEWS	Decision
>=60%	Aligne	Non	☐ GO
>=60%	Conflit	—	☐ WAIT
50-60%	Aligne	Non	☐ ATTENTION
<50%	—	—	☐ NO GO
N/A	—	—	☐ Score brut

16. Limitations and Future Work

Current Limitations

Limitation	Priority
Petit echantillon OOS (15-23 trades pour v13)	P0
Broker unique (FTMO/MT5)	P1
Pas de slippage ni frais de spread	P2
Fenetre d'entrainement 18 mois maximum	P2
Pas d'integration de donnees de sentiment	P3

Future Work

- **P0** : Backtest 2024-2025 per-asset (>2000 trades/actif) pour confirmer v13
- **P1** : Modeles ensemblistes (XGBoost + LightGBM + RandomForest)
- **P2** : Poids temporels adaptatifs (trades recents > anciens)
- **P3** : Integration carnet d'ordres (DOM) et donnees COT
- **P4** : Features cross-paires avancees avec NLP sur headlines macro

17. Conclusion

Key Discoveries

1. **DXY = 73% WR** ($p < 0.001$, 233 trades) — l'actif le plus predictable du framework
2. **Les features ICT sont du bruit** — Top 25 = 100% Ichimoku pur. Aucune feature ICT n'est predictive.
3. **Les features de volatilité (GARCH/OU/Hurst) apportent un vrai signal** — rangs #14-#30, information que le modele ne pouvait pas deduire des prix.
4. **Le Kelly Criterion est redondant** — gain=0.00 sur 2 datasets. Transformation lineaire de RR.
5. **Data leakage massif** — PF in-sample 2.27 → OOS 0.72 (-68%). Toujours valider en OOS temporel.
6. **Specialisation per-asset +340% PF** — v13 PF=4.000 vs v7 PF=1.173
7. **Mercredi FOMC = regime special** — feature #6 (gain=6.4)

Production Model

v18 — 123 features (GARCH actif, Kelly supprime), 1 210 trades, 64.0% CV, F1=0.503. MLPredictor simplifie (1 chargement au lieu de 5).

Practical Impact

- Actif principal : DXY.cash (73% WR)
- WR attendu avec ML%>=50% : 55-60%
- PF attendu : 1.17 (OOS v7) a 4.00 (OOS v13, non confirme)
- Capital : 10 000 EUR, risque 1% par trade
- 5-7 trades par semaine
- Gain hebdomadaire estime : +100 a +200 EUR

Citation

“Le marche ne recompense pas la complexite. Il recompense la simplicite statistiquement validee.”

— Didier Vally / Reuniware Systems

18. References

- Hosoda G. Ichimoku Kinko Hyo. (1969)
- Huddleston M. Inner Circle Trader Concepts. (2016-2024)
- Chen T, Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. (KDD 2016)
- Engle RF. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (ARCH). (1982)
- Bollerslev T. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH). (1986)
- Hurst HE. Long-Term Storage Capacity of Reservoirs. (1951)
- Uhlenbeck GE, Ornstein LS. On the Theory of Brownian Motion. (1930)
- BIS. Triennial Central Bank Survey. (2022)
- Brownlee J. XGBoost With Python. (2019)
- FTMO. Evaluation Process. (2025)
- ForexFactory. Economic Calendar. (2026)

