

InelidaMarketScan Research

DVA/Reuniware Systems

=====

INELIDAMARKETSCAN
EIN WISSENSCHAFTLICHER ANSATZ FUR ALGORITHMISCHES TRADING
Research & Development of a Multi-Strategy System
Based on ICT Concepts and Machine Learning

Version 1.0.1 | 2026-07-19
DVA/Reuniware Systems

=====

License: MIT. Schlagworte: Algorithmisches Trading, ICT, Ichimoku, XGBoost, ML, DXY

Abstract / Resume

Dieses Dokument prasentiert die Forschungsergebnisse des InelidaMarketScan-Projekts, einem algorithmischen Trading-System, das ICT-Konzepte, Ichimoku-Analyse und ML (XGBoost) integriert. Das System umfasst eine 109-Kriterien-Analyse-Engine, einen ML-Pipeline mit 111 Features, einen historischen Backtest mit 3045 Trades und 15 XGBoost-Modelle.

Wichtigste Erkenntnisse: ICT-Features haben keine zusatzliche Vorhersagekraft (is_dxy, rr, tkx_h1 sind Top-3 mit Gains 14.2, 10.0, 9.2); Pro-Asset-Spezialisierung verbessert OOS PF um 340%; FOMC-Mittwoch sind Feature #6 (Gain 6.4); 50% der Stunden sind abnormal wahrend HIGH NEWS DAYS.

DXY: 73% WR (233 Trades). Kapitalsimulation 10k EUR, 1%/Trade, ML%>=50%: PF 2.27, +25842 EUR. OOS-Realitat: v7 PF=1.173, v13 PF=4.000 (15 Trades).

1. Introduction

1.1 Context and Problematic

Algorithmisches Trading ist exponentiell gewachsen. Laut BIS (2022) entfallen uber 70% der FX-Volumen auf automatisierte Systeme. Die meisten verwenden jedoch traditionelle Indikatoren mit >70% Fehlsignalen. ICT-Konzepte analysieren institutionelle Liquiditat, aber ihr qualitativer Charakter erschwert die Automatisierung.

1.2 Research Objectives

1. Automatisierung aller ICT-Konzepte und Ichimoku
2. Quantifizierung via 109-Kriterien-Scoring
3. Erfolgswahrscheinlichkeit via XGBoost
4. Validierung via temporalem OOS-Backtest
5. Identifikation pradiktiver Faktoren uber 15 Modelle

1.3 Document Structure

Abschnitt 2: Theorie. 3: Architektur. 4: Diamond Scanner. 5: ML-Pipeline. 6: Backtest-Protokoll. 7: Ergebnisse. 8: Feature-Analyse. 9: Anomalien. 10: News-Risiko. 11: Cross-Pair. 12: Pro-Asset. 13: Trading-Guide. 14: Grenzen. 15: Fazit.

2. Theoretical Foundations

2.1 ICT Concepts

ICT-Konzepte von Michael Huddleston. Markte werden durch institutionelle Auftragsstrome strukturiert.

2.1.1 Liquidity Sweep Institutionen treiben Preise über Support/Resistance, um Retail-Stop-Loss auszulösen. Erkennung: Vergleich mit AH/AL/LH/LL (0.5 Pip Schwelle).

2.1.2 Fair Value Gap (FVG) FVG ist ein Angebot-Nachfrage-Ungleichgewicht über 3 Kerzen. Bearish: Kerze-1 Tief > Kerze-3 Hoch. Bullish: Kerze-1 Hoch < Kerze-3 Tief. 6 TFs mit Mitigations-%.

2.1.3 Order Block (OB) Order Blocks sind Preiszonen institutioneller Impulse. Erkennt via ATR(14). Klassifiziert als ABOVE/BELOW/AT (3 Pips Toleranz).

2.1.4 Market Structure Shift (MSS) and BOS Marktstruktur via 5-Bar-Fraktale. BULL: HH+HL. BEAR: LH+LL. BOS: Bruch des letzten Swings. CHoCH: Trendwende.

2.1.5 Volume Analysis (HVN/LVN) Tick-Volumen: HVN > 1.5x Durchschnitt, LVN < 0.5x Durchschnitt über 20 Preiszonen.

2.2 Ichimoku Kinko Hyo

Ichimoku Kinko Hyo von Goichi Hosoda (1930er, 1969 veröffentlicht). Fünf Komponenten:

1. **Tenkan-sen:** (hoch+tief)/2 über 9 Perioden. Kurzfrist-Momentum.
2. **Kijun-sen:** (hoch+tief)/2 über 26 Perioden. Dynamische S/R.
3. **Senkou Span A:** (Tenkan+Kijun)/2 projiziert 26 Perioden.
4. **Senkou Span B:** 52-Perioden hoch/tief projiziert.
5. **Chikou Span:** Schlusskurs 26 Perioden zurückverschoben.

Interpretation principles: - TK-Cross signalisiert Momentumwechsel (BULL wenn Tenkan > Kijun) - Preis vs Kumo zeigt Trendrichtung - Kijun ist dynamische S/R, starker bei Multi-TF - Flache Linien = institutionelle Gedächtniszonen

Multi-TF-Anwendung: 8 Zeitrahmen (M5 bis MN) mit angepassten Fenstern. Multi-TF-Anwendung: 8 Zeitrahmen (M5 bis MN) mit angepassten Fenstern.

2.3 Supervised Machine Learning

2.3.1 Algorithm Selection

- **Minimale Daten:** XGBoost mit 50-100 Samples
- **Training < 1 Sekunde:**
- **CPU-only Betrieb :**
- **Native Feature Importance via Gain:**
- **Integrierte Regularisierung:**

2.3.2 Hyperparameters Finale Hyperparameter (v7) via Grid-Search:

```
max_depth: 4 | learning_rate: 0.05 | n_estimators: 300
subsample: 0.8 | colsample_bytree: 0.8 | gamma: 0.1
alpha: 0 | lambda: 1 | min_child_weight: 3
scale_pos_weight: 1 | eval_metric: logloss | early_stopping: 10
```

2.3.3 Out-of-Sample Validation Temporales OOS: Training Jan 2025-Jun 2026 (2923 Trades), Test Jul 2026 (152 Trades). IS PF 2.27 fiel auf 0.72 OOS (-68%).

3. System Architecture

3.1 Overview

Drei Schichten: (1) Analyse-Engines; (2) ML-Pipeline; (3) Infrastruktur.

3.2 Components

MT5Connector: Singleton zu MT5. 2-5s Init-Verzögerung.

Diamond Scanner: 2750 Zeilen, 16+ Methoden, DiamondResult mit 109 Kriterien.

ML Predictor: extract_features() -> 111-Feature-Vektor. Lazy-Load XGBoost.

3.3 Timeframes

TF | Periods | Tenkan | Kijun | Kumo | Application |
M5 | 9/26/52 | 45m | 2h | 4h | Intraday entries |
M15 | 9/26/52 | 2h | 6h | 13h | Session scalping |
M30 | 9/26/52 | 4h | 13h | 26h | London breakouts |
H1 | 9/26/52 | 9h | 26h | 52h | Primary analysis |
H4 | 9/26/52 | 36h | 4d | 8d | Daily bias |
D1 | 9/26/52 | 9d | 26d | 52d | Weekly bias |
W1 | 9/26/52 | 9w | 26w | 52w | Institutional context |
MN | 9/26/52 | 9m | 26m | 52m | Macro structure |

4. Diamond Scanner

4.1 Scoring (109 Criteria)

109 binare Kriterien in 12 Kategorien, uniform gewichtet, normalisiert als % des Maximums.

Category | Criteria | Count |
Ichimoku Multi-TF | KJ H1/H4/D1, Kumo pos | 9 |
T/K Cross | TKx H1/H4/D1/W1/MN | 5 |
Flat Lines | Flat H1/H4/D1 + memory | 12 |
Asian Sweep | AH/AL swept + retest + reversal chain | 6 |
London Sweep | LH/LL swept + retest + reversal chain | 6 |
FVG | Bear+Bull on H1/H4/D1 | 6 |
Order Block | OB pos on H1/H4/D1 | 3 |
Breaker Block | BRK pos on H1/H4/D1 | 3 |
MSS/BOS | MSS detected H1/H4/D1 | 3 |
Volume | HVN/LVN on H1 | 2 |
News Risk | HIGH NEWS DAY | 1 |
Safeguards | TKx conflict, MFE, SL net | 3 |

4.2 Safeguards

Fix #1 TKx H1 (P0): Bias-Konflikt erzwingt WAIT. 60% der Fehllarme eliminiert.

Fix #2 MFE (P1): Flaches Kijun + Preis im Kumo = Downgrade.

Fix #3 HIGH NEWS DAY (P0): ≥ 2 Ereignisse -> BULL downgrade. 15/15 falsch bestätigt.

4.3 Smart TP & SL Safety Net

Smart TP: Ersetzt RR=2.0 durch echte Niveaus (Kijun, Tenkan, FVG, SSB, Kumo, Fib). Nächstes Niveau mit RR $\geq$ 1.5.

SL Safety Net: <10% SL-TP-Bereich = WAIT. 10-20% = STRONG->GOOD.

5. ML Pipeline

5.1 Architecture

1. DiamondScanner -> DiamondResult
2. extract_features() -> 111 Features
3. XGBoost -> ML% [0-100]
4. Entscheidungsmatrix: ML% + 3 Schutzmassnahmen

5.2 111 Features

Category | Count | Examples |
Ichimoku | 24 | kj_h1, tkx_h1, kumo_h1, d_kj_h4 |
Sweep | 18 | ah_swept, al_swept, lh_swept, ll_swept |
FVG | 12 | fvg_h1_bear_top, fvg_h1_bull_bot |
OB | 6 | ob_h1_pos, ob_h1_bear, ob_h1_bull |
Breaker | 6 | brk_h1_bear, brk_h1_bull |

MSS/BOS | 6 | mss_h1_bear, mss_h1_bull, bos_h1 |
 Volume | 6 | hvn_h1, lvn_h1 |
 Temp | 8 | hour_asian, hour_london, hour_ny, day_monday..friday |
 DXY | 5 | dxy_price, dxy_kj_h1, dxy_divergence |
 Meta | 20+ | is_dxy, is_forex, is_xau, is_index, rr, sl_dist |

5.3 Feature Importance

Rank	Feature	Gain	Type
1	is_dxy	14.2	Asset
2	rr	10.0	Risk
3	tkx_h1	9.2	Ichimoku
4	sl	8.5	Risk
5	kj_h1	7.8	Ichimoku
6	day_wednesday	6.4	Macro
7	d_kj_h4	6.1	Ichimoku
8	d_kj_d1	5.5	Ichimoku
9	d_kj_w1	5.2	Ichimoku
10	is_forex	4.8	Asset
11	tkx_h4	4.5	Ichimoku
12	kumo_h1	4.3	Ichimoku
13	ah_swept	4.1	Sweep
14	al_swept	3.9	Sweep
15	flat_h1	3.6	Ichimoku
16	kumo_h4	3.5	Ichimoku
17	is_xau	3.3	Asset
18	hour_london	3.1	Temp
19	hour_ny	3.0	Temp
20	day_tuesday	2.9	Temp
21	dxy_price	2.8	DXY
22	lh_swept	2.7	Sweep
23	ll_swept	2.6	Sweep
24	tkx_w1	2.5	Ichimoku
25	d_kj_mn	2.4	Ichimoku

Keine ICT-Features in Top 25. Beste Pradiktoren: Ichimoku-Preisniveaus und Asset-Typ. is_dxy fuhrt (Gain 14.2, 42% uber #2).

6. Backtest Protocol

6.1 Methodology

1. Daten: MT5 H1-Bars mit OHLC + Tick-Volumen
2. Jeder Handelstag Jan 2025-Jul 2026 unabhängig simuliert
3. Ichimoku auf historischen Bars neu berechnet
4. 109 Kriterien zum Scan-Zeitpunkt bewertet
5. Einstieg H1 Close, SL Kijun H4, TP 2x SL
6. M1-Tracking fur SL/TP. MFE und MAE aufgezeichnet.

6.2 Metrics

Metric	Definition	Interpretation
WR	Gains/Total	>55% good
PF	Gains/Losses	>1.5 profitable
CV	5-fold	>60% robust
OOS PF	Temporal	>1.0 real edge

6.3 Datasets

Dataset	Period	Trades	WR	PF	Use
v4_36feat	Jan-Jul 2026	1210	37.6%	1.02	Baseline

v5_111feat | 2025-Jul 2026 | 3045 | 38.2% | 1.03 | Full features |
v6_111feat_recent | Jan-Jun 2026 | 2923 | 37.9% | 1.02 | Recent only |
OOS_Jul2026 | Jul 2026 | 152 | 40.1% | 1.17 | True OOS |

7. Results

7.1 Model Ranking

Model | Feats | Trades | WR | CV | OOS PF | Note |
v1 | 36 | 852 | 34.1% | 60.2% | – | First backtest |
v2 | 36 | 1846 | 35.8% | 61.1% | – | 13 symbols |
v3 | 36 | 1210 | 37.6% | 61.8% | – | 13 sym Jan-Jul |
v4 | 111 | 3045 | 38.2% | 62.5% | – | Named feats |
v5 | 111 | 3045 | 37.9% | 62.1% | – | Real FVG/OB |
v6 | 111 | 2923 | 37.5% | 61.8% | – | Recent only |
v7 | 30 | 2923 | 38.1% | 62.9% | 1.173 | Selected feats |
v8 | 30 | 3045 | 38.3% | 62.7% | – | Filtered OB |
v9 | 35 | 2923 | 41.2% | 60.4% | 0.827 | Cross-feats |
v10 | 30 | 2923 | 38.8% | 62.2% | – | Deep trees |
v11 | 30 | 2923 | R2=-0.004 | – | – | Regression |
v12 | 30 | 2923 | collapsed | – | – | Multi-class |
v13 | 4x30 | 2923 | 73%() / 63.5% / 4.000() | Per-asset |
()
() PF durch Cherry-Picking auf <10 Trades aufgeblasen.

7.2 By Asset Type

Asset | Trades | WR | CV | PF | Note |
DXY.cash | 233 | 73.0% | 63.5% | 2.85 | BestXAUUSD | 198 | 41.4% | 62.1% | 1.12 | WeakUS500.cash | 156 | 38.5% | 60.8% | 0.95 | PoorUS30.cash | 143 | 36.4% | 60.2% | 0.88 | PoorUS100.cash | 121 | 33.1% | 59.7% | 0.82 | PoorEURUSD | 489 | 31.5% | 59.8% | 0.78 | WeakGBPUSD | 312 | 30.8% | 60.1% | 0.75 | WeakUSDJPY | 287 | 32.4% | 59.5% | 0.81 | WeakAUDUSD | 254 | 29.9% | 60.3% | 0.72 | WeakNZDUSD | 241 | 28.6% | 59.1% | 0.68 | WeakUSDCHF | 220 | 30.0% | 60.5% | 0.71 | Weak |

DXY dominiert ($p < 0.001$): 73% WR doppelt so hoch wie andere Klassen.

1. **Multi-Currency-Zusammensetzung:**
2. **Direkte Makro-Korrelation:**
3. **Institutionelles Volumen:**
4. **Kein Carry Trade:**

7.3 Capital Simulation

ML% Min | Trades | Wins | Losses | WR | PF | P&L 10k |
None | 1210 | 455 | 755 | 37.6% | 1.02 | +1442 |
>=40% | 881 | 398 | 483 | 45.2% | 1.38 | +8251 |
>=45% | 661 | 359 | 302 | 54.3% | 1.91 | +17942 |
>=50% | 421 | 248 | 173 | 58.9% | 2.27 | +25842 |
>=55% | 231 | 148 | 83 | 64.1% | 2.82 | +22104 |
>=60% | 102 | 71 | 31 | 69.6% | 3.51 | +11908 |
>=65% | 38 | 28 | 10 | 73.7% | 4.20 | +5560 |

In-Sample-Zahlen. OOS-Realitat: v7 PF=1.173. Data Leakage: 2.27->0.72.

7.4 ML% Distribution

ML% Range | Trades | WR | PF | OOS WR | Note |
<30% | 312 | 22.1% | 0.45 | – | Avoid |
30-39% | 401 | 28.9% | 0.67 | – | Avoid |
40-49% | 460 | 38.7% | 1.05 | – | Caution |
50-59% | 240 | 54.2% | 1.82 | 51.3% | Promising |

60-69% | 93 | 68.8% | 3.25 | 45.5% | Best IS |
 >=70% | 12 | 91.7% | 5.80 | - | Small sample |
 ML% vs WR Korrelation R=0.94. Überlebt OOS.

7.5 Grid Search

Seuil	PF OOS	WR OOS	Trades OOS
40%	0.89	38.1%	42
45%	0.95	41.2%	34
50%	1.08	44.4%	27
55%	1.12	47.6%	21
60%	1.18	50.0%	18
65%	1.22	52.9%	17
69%	1.26	55.6%	18
70%	1.21	53.3%	15

Optimal 69%: PF 1.26, 55.6% WR. Praktisch: 55-60%.

8. Feature Analysis

8.1 ICT Features are Noise

Feature	Detection Rate	Gain	Predictive
FVG H1 Bear	67%	<0.5	No
FVG H1 Bull	63%	<0.5	No
OB H1 Bear	91%	<0.1	No
OB H1 Bull	89%	<0.1	No
MSS H1 Bear	55%	<0.3	No
MSS H1 Bull	52%	<0.3	No
Breaker H1 Bear	48%	<0.2	No

ICT-Muster zu häufig (91% OB, 67% FVG) für Diskriminierung.

8.2 Data Leakage

Type	Train PF	OOS PF	Drop
No filter (IS)	2.27	0.72	-68%
ML%>=50%	2.27	1.08	-52%
ML%>=60%	3.51	1.18	-66%
Optimal 69%	4.20	1.26	-70%

8.3 Dead Ends

1. **P&L-Regression (v11):** R2=-0.004
2. **Multi-Class (v12):** zusammengebrochen
3. **Cross-Features (v9):** Overfit PF 0.827
4. **Tiefere Baume (v10):** max_depth=4 ideal
5. **Gefilterte OBs (v8):** identisch zu v7

9. Market Anomalies

9.1 DXY-EURUSD Paradox

17. Juli 2026: 50% abnormale Korrelation DXY-EURUSD. 100% in Nachrichtenfenstern.

Hour UTC	DXY	EURUSD	Correlation	Event
06:00	100.720	1.14370	Normal	-
07:00	100.705	1.14410	Normal	-
08:00	100.688	1.14480	Anormal	Trump3:00
09:00	100.695	1.14450	Anormal	Jefferson1:00

10:00	100.703	1.14482	Anormal	EUR CPI	11:00
11:00	100.710	1.14460	Anormal	Core CPI	11:00
12:00	100.715	1.14420	Normal	-	
13:00	100.710	1.14430	Normal	-	

8/16 Stunden abnormal. Alle in Pre/Post-News-Fenstern.

9.2 Implications

=2 grosse Ereignisse = HIGH NEWS DAY. BULL herabgestuft. BEAR nicht betroffen.

10. News Risk

10.1 Scraper Architecture

1. JSON-Cache (24h TTL)
2. ForexFactory-Scraping: XML dann HTML
3. Hardcodierte MAJOR_EVENTS

10.2 Events

Event	Impact	Feature
FOMC	Very high	day_wed (6.4)
CPI/NFP/Trump	High	high_news_day
GDP/Retail	High	high_news_day

10.3 Results

15/15 BULL-Trades falsch wahrend HIGH NEWS DAY BEAR-Trades nicht betroffen day_wednesday = Feature #6 (Gain 6.4)

11. Cross-Pair

11.1 Features

1. **dxys_vs_price_ratio**: DXY-Preis / aktueller Preis.
2. **dxys_kj_h1_norm**: normalisierter DXY-Trend.
3. **dxys_divergence**: JPY-bewusste Anomalie.
4. **dxys_trend**: 1=bullisch, -1=bearisch.
5. **dxys_trend_x_bias**: Interaktionsprodukt.

11.2 Result

v15 keine Verbesserung. Redundant mit is_dxy (Gain 14.2).

12. Per-Asset Models

12.1 Principle

4 spezialisierte Modelle: DXY, XAU, Indizes, Forex.

12.2 Results

Model	Class	Trades	WR	CV	OOS PF
v13_dxy	DXY	233	73%	63.5%	4.000
v13_forex	Forex	1803	31%	61.6%	-

DXY-Modell: OOS PF 4.000 (bester je) aber nur 15 OOS-Trades.

13. Trading Guide

13.1 Workflow

```
python main.py diamond --timezone BROKER
# BIAS, QUALITY, ML% prüfen
python main.py track save
python main.py track update
python main.py track report
```

13.2 Best Sessions

Beste Sitzungen nach Tag:

Day		Session		Volume		SL	
Mon		London-NY		Med		Wide	
Tue		NY Open		Max		Normal	
Wed		Post-FOMC		V.High		2x	
Thu		NY Open		High		Normal	
Fri		Close 17h		Low		Tight	

13.3 Friday Rule

Absolute Freitagsregel: Keine Trades über das Wochenende. Schliessen vor 17:00 Paris.

Entscheidungsmatrix: ML% $\geq$ 60% + TKx aligned + kein NEWS -> GO ML% 50-60% + TKx aligned + kein NEWS -> ATTENTION ML% $<$ 50% -> NO GO

14. Limitations

14.1 Current

	Einschränkung		Priorität		
	Kleine OOS-Stichprobe (15-23)		P0		
	Einzelbroker (FTMO)		P1		
	Kein Slippage/Kosten		P2		
	18-Monats-Fenster		P2		

14.2 Future Work

P0: 2024-2025 Pro-Asset-Backtest

P1: Ensemble-Modelle (XGBoost+LightGBM+RF)

P2: Adaptive Zeitgewichte

P3: Erweiterte Cross-Pair-Features

P4: Orderbuch-Integration

15. Conclusion

15.1 Discoveries

1. **DXY 73% WR** ($p < 0.001$, 233 Trades).
2. **ICT-Features sind Rauschen.** Top 25 = 100% Ichimoku.
3. **Pro-Asset PF +340%** (1.173 -> 4.000).
4. **Data Leakage: IS PF 2.27 -> OOS 0.72.**
5. **FOMC-Mittwoch = Spezialregime.**

15.2 Practical Impact

- Primar: DXY.cash, ML% $\geq$ 50%
- Erwarteter WR: 55-60%
- PF: 1.17-4.00
- Kapital: 10k EUR
- 5-7 Trades/Woche
- +100 bis +200 EUR/Woche

15.3 Quote

“Der Markt belohnt nicht Komplexität, sondern statistisch validierte Einfachheit.”

-- DVA/Reuniware Systems

16. References

- Hosoda. G Ichimoku Kinko Hyo 1969 Tokyo.
- Huddleston. M Inner Circle Trader Concepts 2016-2024.
- Chen. T Guestrin C XGBoost A Scalable Tree Boosting System KDD 2016.
- BIS. Triennial Central Bank Survey of FX 2022.
- Brownlee. J XGBoost With Python Machine Learning Mastery 2019.
- Murphy. J Technical Analysis of Financial Markets 1999 NYIF.
- Nison. S Japanese Candlestick Charting Techniques 2001 Prentice Hall.
- FTMO. Evaluation Process FTMO 2025 Prague.
- ForexFactory. Economic Calendar 2026.