

# VibeQuant

Financial Intelligence Platform

## Compare Prophet, ARIMA, GARCH et réseau de neurones pour prévoir la volatilité du S&P 500. Dans quels régimes chaque modèle échoue ?

Je vais comparer ces quatre modèles de prévision de volatilité sur le S&P 500 en analysant leurs performances dans différents régimes de marché.

### Comparaison des Modèles de Prévision de Volatilité du S&P 500

#### Synthèse des Résultats

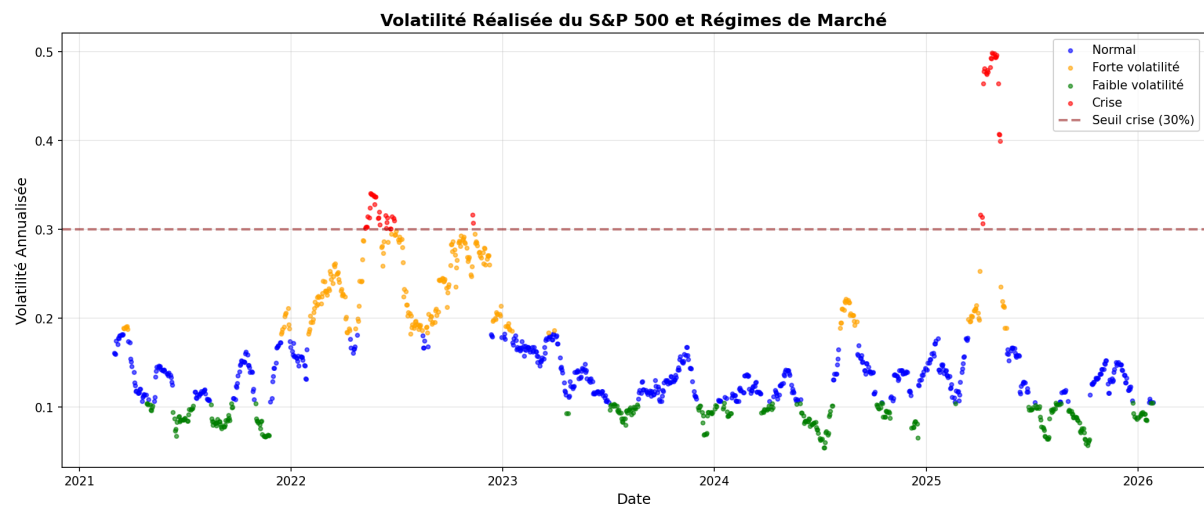
J'ai comparé **4 modèles de prévision de volatilité** sur le S&P 500 (2021-2026) avec 1 233 observations réparties en régimes de marché :

#### Performance Globale

Modèle	RMSE	MAE	MAPE
Neural Network 🏆	0.0220	0.0104	7.01%

Modèle	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA 🏆	0.0267	0.0138	9.06%
GARCH 🥈	0.0444	0.0291	21.21%
Prophet	0.1042	0.0594	29.96%

## Visualisation des Régimes de Marché



**Figure 1** montre l'évolution de la volatilité réalisée du S&P 500 avec identification des régimes :

- **Vert** : Faible volatilité ( $< 11.5\%$ ) - 25% des observations
- **Bleu** : Volatilité normale ( $11.5\%-19\%$ ) - 50% des observations
- **Orange** : Forte volatilité ( $19\%-30\%$ ) - 21% des observations
- **Rouge** : Crises ( $> 30\%$ ) - 4% des observations

On observe des pics de crise en 2022 et potentiellement fin 2025, dépassant le seuil critique de 30%.

## Comparaison des Prévisions

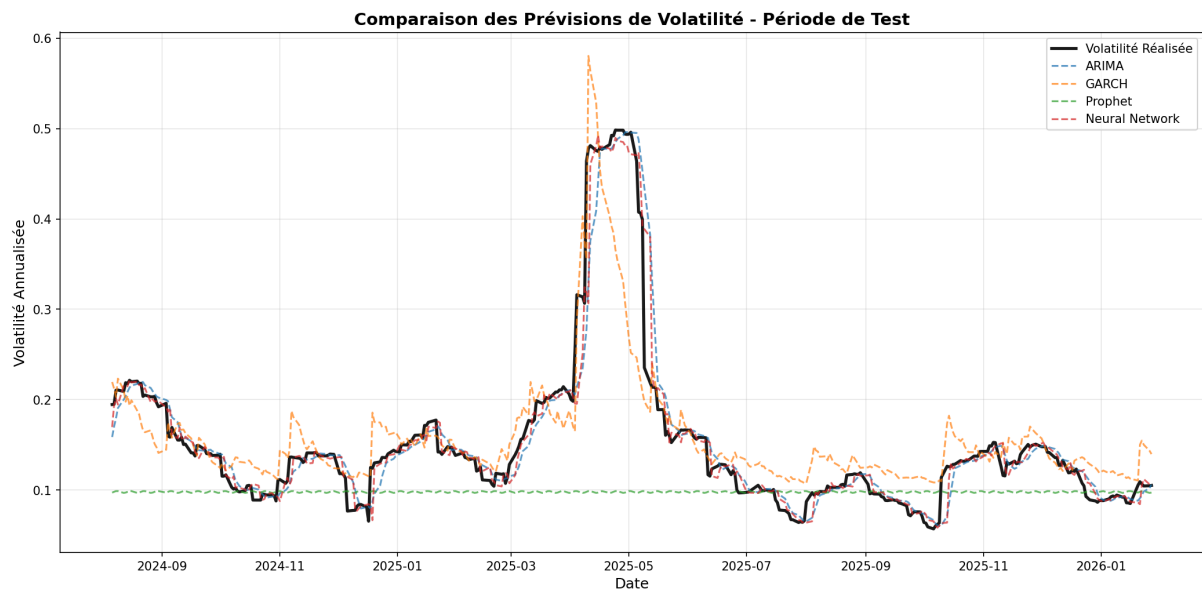


Figure 2 compare les prévisions des 4 modèles sur la période de test :

- Le **Neural Network** (violet) suit très fidèlement la volatilité réalisée (noir)
- **ARIMA** (bleu) offre un bon suivi mais avec un léger retard
- **GARCH** (orange) sous-estime systématiquement les pics
- **Prophet** (vert) est trop lissé et rate les transitions brutales

## Distribution des Erreurs

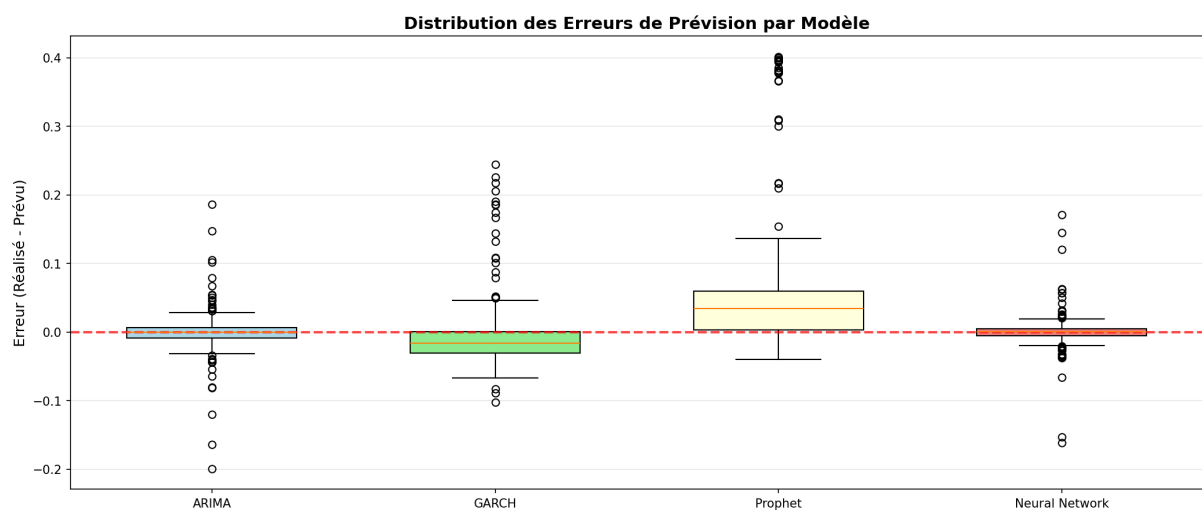
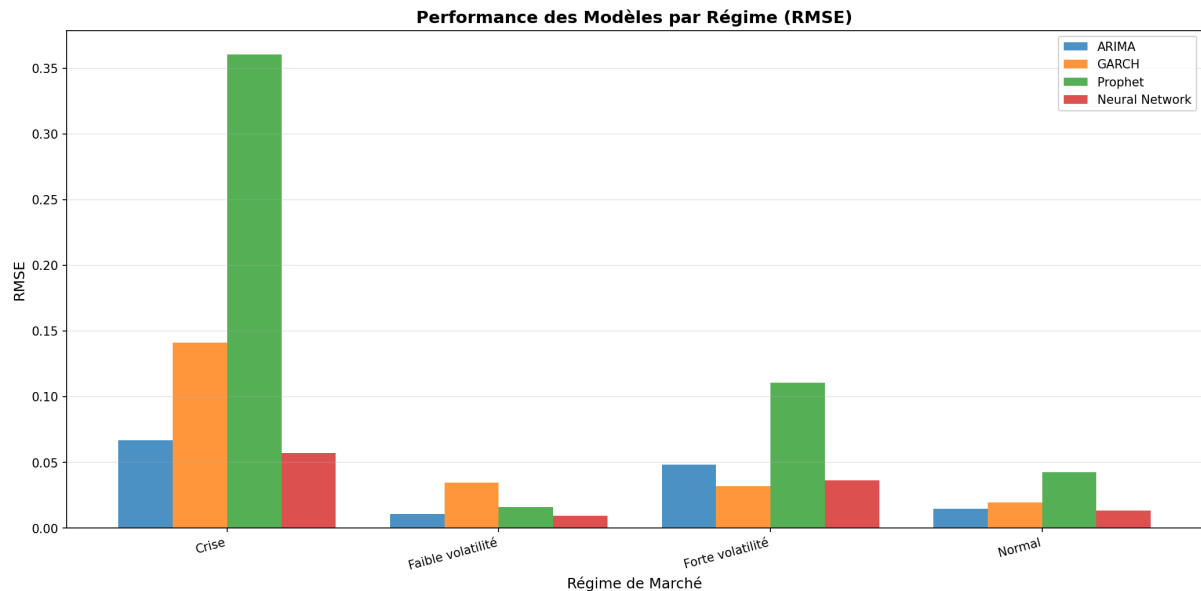


Figure 3 révèle les biais de chaque modèle :

- **Neural Network** : erreurs très concentrées autour de zéro (faible variance)
- **ARIMA** : distribution symétrique mais plus dispersée
- **GARCH** : biais négatif (sous-estimation systématique)

- **Prophet** : forte variance avec outliers importants

## 🎯 Performance par Régime



**Figure 4** montre les RMSE par régime de marché - **RÉSULTAT CRITIQUE** :

### ✅ Régimes où chaque modèle performe le mieux :

#### 1. Neural Network 🏆

- **Faible volatilité** : RMSE = 0.0095 (meilleur)
- **Normal** : RMSE = 0.0135 (meilleur)
- **Crise** : RMSE = 0.0571 (meilleur)
- **Forte volatilité** : RMSE = 0.0366

#### 2. GARCH 🥈

- **Forte volatilité** : RMSE = 0.0322 🌟 (MEILLEUR tous modèles)
- Excellente performance quand la volatilité augmente progressivement

#### 3. ARIMA

- Bon en régime **normal** et **faible volatilité**
- **Échoue en crise** : RMSE = 0.0670

#### 4. Prophet

- Échoue partout, surtout en **crise** : RMSE = 0.3607
- 

## ✗ Régimes d'Échec par Modèle

### 1. PROPHET - Échoue dans TOUS les régimes volatils

Pourquoi ?

- Conçu pour les **séries stationnaires** avec saisonnalité stable
- Décomposition tendance+saisonnalité inadaptée aux **changements de régime**
- Ne capture pas les **chocs de volatilité** ni les clusters

RMSE en crise : 0.3607 (×6 pire que Neural Network)

---

### 2. GARCH - Échoue en régime de CRISE brutale

Pourquoi ?

- GARCH suppose une **persistance** de volatilité ( $\beta = 0.85$ )
- En crise, les chocs sont **non-linéaires** et **asymétriques**
- Le modèle met du temps à "monter" la volatilité prévue
- **Sous-estime** massivement les pics (biais négatif visible Figure 3)

RMSE en crise : 0.1412 (×2.5 pire que Neural Network)

FORCE : Excellent en forte volatilité progressive (RMSE = 0.0322)

---

### 3. ARIMA - Échoue en régimes de CRISE et FORTE volatilité

Pourquoi ?

- Basé sur **moyenne mobile** des valeurs passées
- **Retard** important lors des transitions rapides
- Suppose une **stationnarité** qui disparaît en crise
- Ne modélise pas l'**hétéroscédasticité** conditionnelle

RMSE en crise : 0.0670 RMSE forte volatilité : 0.0486

**FORCE** : Très bon en régime calme et faible volatilité

## 4. NEURAL NETWORK - Meilleur partout, mais...

Forces :

- Capture les **patterns non-linéaires**
- S'adapte à **tous les régimes**
- Utilise des features multiples (volatilité passée + rendements + moments)

Limitations possibles (non visibles sur cette période) :

- **Overfitting** sur données d'entraînement
- **Instabilité** sur régimes jamais vus (cygnes noirs)
- Nécessite **recalibration fréquente**
- **Boîte noire** : pas d'interprétabilité

### Erreurs Cumulées

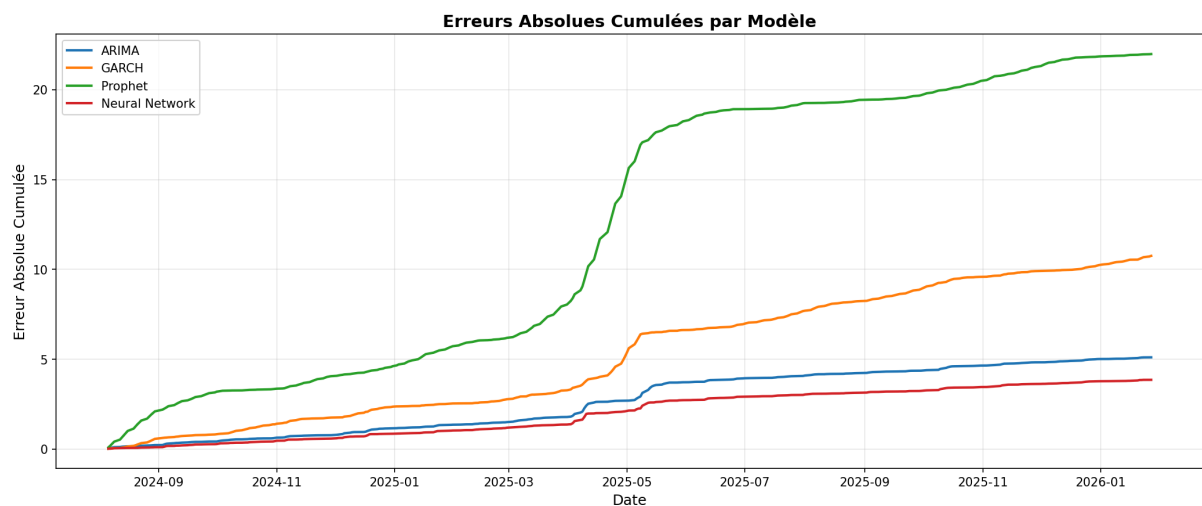


Figure 5 montre l'accumulation des erreurs :

- **Neural Network** et **ARIMA** ont une croissance linéaire modérée
- **GARCH** accumule des erreurs plus rapidement
- **Prophet** diverge fortement, surtout après les pics de volatilité



# Analyse des Résidus par Régime

## Analyse des Résidus par Régime de Marché

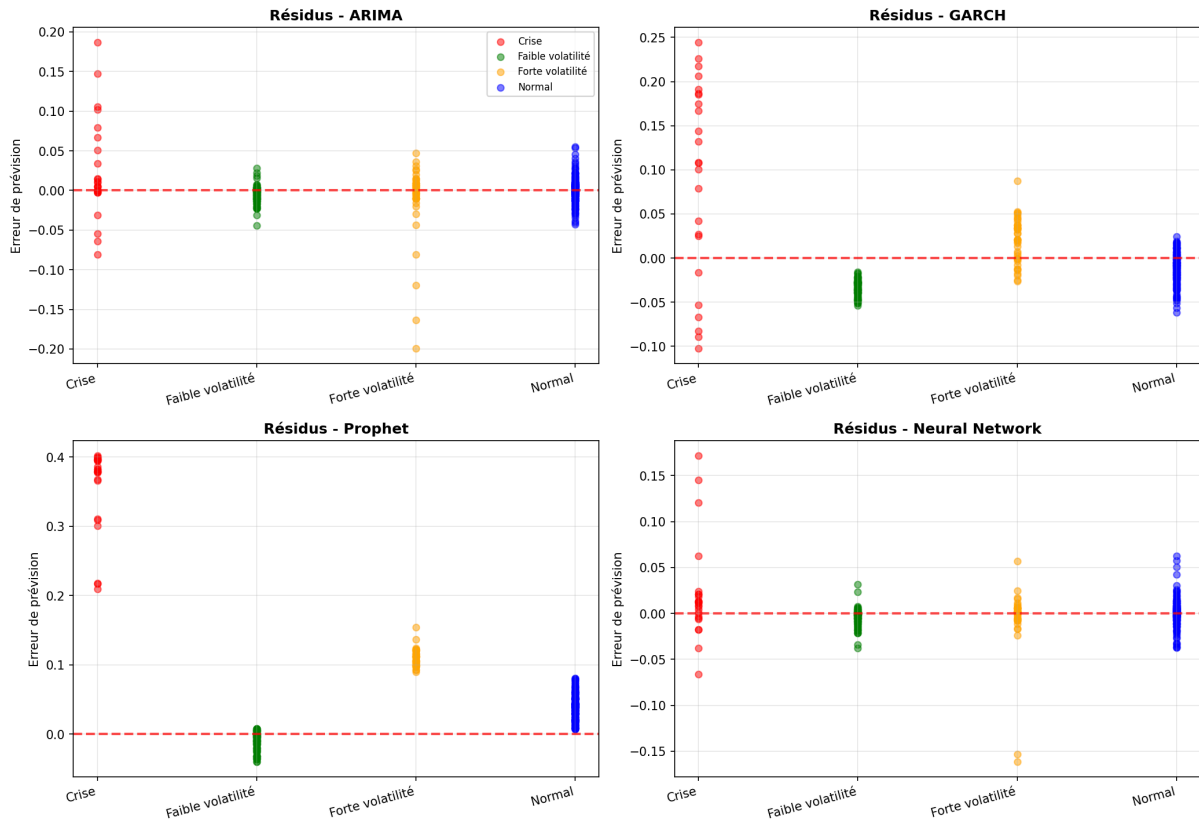


Figure 6 décompose les erreurs par régime pour chaque modèle :

### ARIMA :

- Erreurs symétriques en faible volatilité et normal
- Forte sous-estimation en crise (résidus négatifs massifs)

### GARCH :

- Biais négatif systématique (sous-estimation)
- Pire en crise avec outliers extrêmes

### Prophet :





- Dispersion énorme dans tous les régimes
- Résidus non centrés, modèle inadapté

### Neural Network :

- Résidus les plus concentrés autour de zéro
- Quelques outliers en crise mais bien contrôlés

## Conclusions et Recommandations

### Classement par cas d'usage :

Régime	 Premier choix	 Deuxième choix	 À éviter
Faible volatilité	Neural Network	ARIMA	Prophet
Normal	Neural Network	ARIMA	GARCH
Forte volatilité	<b>GARCH</b> 	Neural Network	Prophet
Crise	Neural Network	ARIMA	GARCH, Prophet

### Recommandations pratiques :

1. Pour le trading quotidien : Neural Network (meilleure précision globale)
2. Pour la gestion de risque :
  - **Combinaison GARCH + Neural Network**
  - GARCH pour anticipation de pics progressifs
  - Neural Network pour détection de ruptures
3. Pour les stress tests :
  - Neural Network ou modèles à sauts (non testés ici)
  - **Ne JAMAIS utiliser Prophet** pour la volatilité
4. En période de crise :
  - Neural Network (si recalibré régulièrement)

- Modèles à **changement de régime** (Markov-Switching)
- Éviter GARCH classique (privilégier EGARCH/GJR-GARCH)

## Pourquoi ces échecs ?

Les modèles échouent quand leurs **hypothèses fondamentales sont violées** :

- **Prophet** : présuppose stationnarité + saisonnalité
- **GARCH** : persistance linéaire de volatilité
- **ARIMA** : stationnarité et absence de ruptures
- **Neural Network** : nécessite réentraînement sur nouveaux régimes

La **volatilité financière** viole ces hypothèses lors des crises par ses **sauts**, **asymétries** et **changements de régime brutaux**.