T-21 Gaussian Sparse Hashing Denso IT-laboratory 鈴木

- 高次ANNを高速化→2値化

$$\mathbf{b} = \mathbf{b}(\mathbf{x}|\mathbf{W}) = \mathrm{sgn}\left(\mathbf{W}^\top \mathbf{x}\right), \mathbf{b} \in \{-1, 1\}^B$$

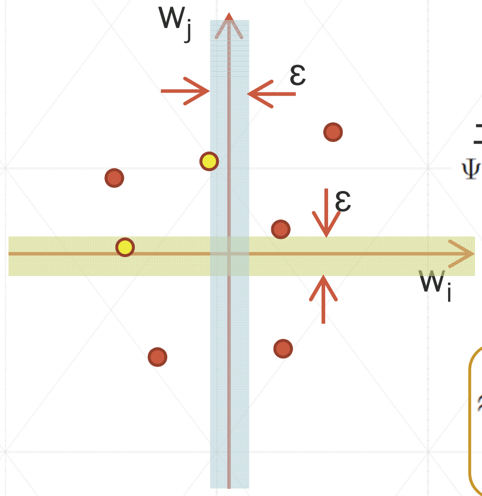
バイナリベクトルは実数ベクトルに比べ距離計算容易

→ 検索性能劣化少ないWの学習

- ハッシング時のロバスト性を鑑みてエラー定式化、データがガウス分布として近似

→ 各変換ベクトルの等分散条件を導出

Wによる射影で符号が変わる条件に着目



ロバスト条件→各軸とのマージン(ε)内の点数小

エラー

$$\Psi(\mathbf{W}|\epsilon) = \sum_{i=1}^{B} \int_{-\epsilon}^{\epsilon} p(y_i)\, dy_i - \cdots$$

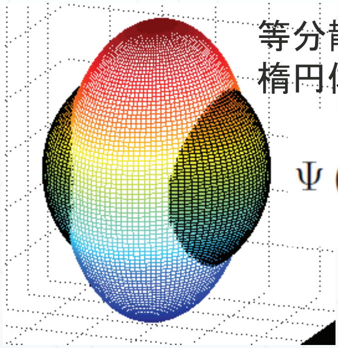
データ分布をガウスとし、εで1次近似

$$\approx \epsilon \sum_{i}^{B} \left(2\pi \mathbf{w}_i^\top \mathbf{C}_X \mathbf{w}_i\right)^{-1/2}$$

等分散のとき最小

- この条件を満たす解は無限に存在する

→ L1正則化項を加え、さらなるエンコード高速化にチャレンジ



等分散解の存在域(3次)
楕円体と球体の交線上に存在→無限

$$\Psi(\mathbf{W}|\epsilon) = \epsilon \sum_{i}^{B} \left(2\pi \mathbf{w}_i^\top \mathbf{C}_X \mathbf{w}_i\right)^{-1/2} + \sigma \|\mathbf{W}\|_1$$

- 検索性能 - 演算コスト評価にて、State-of-the-Arts に対しても競争力あり

提案手法青線 保持コストに対し検索性能大