

2019 年度情報処理学会関西支部 支部大会に参加して

箕浦 悠人
Yuto MINOURA

電子情報学科 4年

1. はじめに

2019年9月23日に大阪大阪市の大学中之島センターで開催された2019年度情報処理学会関西支部支部大会に参加し、「画像のテキスト分類のための解の多様性を考慮した遺伝的プログラミング」というタイトルで研究発表を行った。

2. 研究内容

2.1 研究背景と目的

テキスト分類は、画像の質感を分析し画像の分類を行う手法であり、医療、自動検査など多くの分野で必要とされる技術である。近年、マルチクラスの画像テキスト分類に関する特徴量生成に、遺伝的プログラミング (Genetic Programming: GP) を用いる手法が提案され、高い性能を示している。この手法は LBP (Local Binary Pattern) をベースにしており、ローカルエリアにおけるピクセルの比重を一律ではなく、GP 法により比重を学習する。GP 法において必要となる評価関数は、Accuracy に基づく分類性能と分類器によって生成された各クラスタの疎密度 (ここでは Distance とする) から構成される。

本研究では、評価関数が分類性能に及ぼす影響を分析し、多様性を考慮した手法改良を行う。先行研究では、Accuracy と Distance の重要度を一対一に扱っていたが、特にその比重には考察がない。本研究では、Accuracy と Distance の重要度が変更できる選択法を提案し、さらなる性能向上を目指す。

2.2 code 関数と特徴ベクトルの生成

特定の大きさのスライディングウィンドウを使用

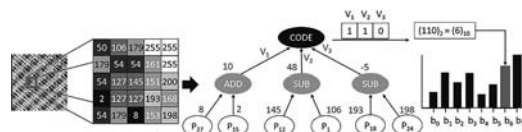


図1 関数“code”の例

し、そのウィンドウにおける特徴量を算出するための関数を GP により生成する。図1に code 関数の例を示す。関数はルートノードの“CODE”とターミナルノードのピクセル値とファンクションノードの関数から成り、code 関数の役割は、子ノードからの値 (ピクセル値) をスライディングウィンドウの各位置で2進数に変換することである。ルートノード CODE の引数の数 (子ノードの数) で生成される2進数の範囲が指定され、例えば、子ノードの数が3の場合、 $2^3=8$ の異なる値を生成できる。子ノードから与えられた値が0以上なら1とし、0より小さければ0として、2進数を作成する。その2進数を10進数に変換して出力し、特徴ベクトルのその値と同じ次元に1だけインクリメントする。全て画素値について評価を行い、生成された b_0, \dots, b_N が特徴ベクトルとなる。

2.3 評価値

GP は個体を進化させるために評価関数が必要であり、式 (1) に Fitness 関数を示す。

$$fitness = \frac{Accuracy + Distance}{2} \quad (1)$$

ここで、Distance はクラス間の疎密度を表す。Distance は式 (2) に示すロジスティック関数を使用して算出する。

$$Distance = \frac{1}{1 + \exp^{-5}(D_B - D_W)} \quad (2)$$

式 (2) の指数のべき乗部分には、 D_B と D_W という2つの変数がある。 D_B はトレーニングセット内の各インスタンスと最も近いインスタンスであるが異なるクラスからの平均距離であり、式 (3) を用

いて評価される。一方、 D_w は、トレーニングセット内の各インスタンスと同じクラスの最も遠いインスタンスとの間の平均距離を測定し、式 (4) を使用して評価される。

$$D_B = \frac{1}{CK} \sum_{i=1}^C \sum_{\alpha=1}^K \min_{\{(j,\beta) \neq i, \beta \in \{1,K\}\}} Dis(V_{i,\alpha}, V_{j,\beta}) \quad (3)$$

$$D_w = \frac{1}{CK} \sum_{i=1}^C \sum_{\alpha=1}^K \max_{\{\beta \neq \{1,K\}\} \setminus \{\alpha\}} Dis(V_{i,\alpha}, V_{i,\beta}) \quad (4)$$

ここで、式中の C および K はトレーニングセット内のクラスの総数およびクラス当たりのインスタンスの数を表し、また、 i 番目のクラスの j 番目のインスタンスの特徴ベクトルは V_{ij} で表す。 D_B は最悪の場合は 0 であり、最良の場合は 1 であるが、 D_w は最悪の場合は 1 であり、最良の場合は 0 である。2 つインスタンス間の距離は Czekanowski 係数から求める。

2.4 提案手法

既存手法の Fitness 関数における Accuracy と Distance のどちらが重要であるのか、その最適な比重は考慮されていない。本研究では、それらを可変にできる選択法を提案し、ベストな組み合わせを求め、性能向上を図る。次世代の個体の選択の際、個体の Accuracy と Distance および全ての値を一对一で用いた (All) 指標を確率的に選択し、選択した指標に基づき個体を選択し、交叉を行うことで解の進化を図る。全個体に対する All のみで選択する個体の割合を 0, 1/3, 1/2, 2/3, 1 とし、残りの個体を Accuracy と Distance のみで選択を行い、その比は 0:1, 1:2, 1:1, 2:1, 1:0 とする。

3. 結果と考察

最終世代における最良個体を用いて、特徴ベクトル

ルを生成し分類性能を Accuracy で評価した結果を表 1 に示す。表 1 より、全個体に対する All で選択する個体の割合が全体に対して 2/3 の場合、テストデータでの Accuracy が高くなることがわかる。また、All 率が 0 の場合の最終世代における全個体の Accuracy の分散を分析したところ (表 1 の括弧内に結果を記述)、Distance を重視するにつれ個体の多様性が向上しており、提案法により個体の多様性が制御できることが確認できた。結果より、次世代の個体の選択の際、Fitness のみで選択する個体の割合が性能に影響し、全個体に対する Fitness のみで選択する個体の割合が全体に対して 2/3 の場合、テストデータでの精度が高くなることが分かった。

表 1 選択の比による性能変化

All Rate	Accuracy:Distance				
	1:0	2:1	1:1	1:2	0:1
0	84.6% (0.174)	91.5% (0.095)	92.3% (0.0646)	90.4% (0.0515)	88.9% (0.0316)
1/3	86.7% (0.0808)	92.4% (0.0447)	87.6% (0.0491)	92.9% (0.0492)	90.1% (0.0381)
1/2	90.7% (0.0506)	91.1% (0.0395)	91.7% (0.0395)	89.1% (0.0402)	91.7% (0.0292)
2/3	93.2% (0.0770)	86.1% (0.0479)	88.2% (0.0495)	91.5% (0.0403)	92.9% (0.0339)
1	92.5% (0.0565)				

4. おわりに

今回、初めて学会に参加しました。自分自身の知識のなさや、人前で発表することの難しさを感じました。この経験を今後生かしていきたいです。

最後に今回の発表にあたって多大なご指導を頂いた小野景子教授にこの場を借りて厚く御礼申し上げます。