

следующих задач:

- построение сверхразрешения;
- отслеживание перемещения объекта на серии изображений.

Применение методов сверхразрешения позволяет получить изображение высокого разрешения из последовательности изображений низкого разрешения, содержащих сходную информацию. Для упрощения расчетов исходные изображения предполагается переписать в вектор по столбцам. В этом случае x_k представляет собой изображение высокого разрешения, полученное в результате сдвига объекта, описываемого матрицей A ; $u_k = 0$; z_k – изображение низкого разрешения. Итерацию алгоритма фильтра Калмана можно разбить на 2 этапа: этап предсказания

$$\tilde{x}_{(k+1|k)} = A\tilde{x}_{(k|k)}, \quad P_{(k+1|k)} = A_k P_{(k|k)} A_k^T + Q_k$$

и этап корректировки

$$\tilde{x}_{(k|k)} = \tilde{x}_{(k|k-1)} + K_k (y_k - H\tilde{x}_{(k|k-1)}), \quad K_k = V_k U_k^{-1}, \quad U_k = H P_{(k|k-1)} H^T + R_k, \\ V_k = P_{(k|k-1)} H^T, \quad P_{(k|k)} = P_{(k|k-1)} - K_k V_k^T,$$

где оценка $\tilde{x}_{(k|k)}$ – изображение сверхразрешения; оценка $\tilde{x}_{(k|k-1)}$ – предсказание изображения сверхразрешения на следующем шаге; матрица ковариации $P_{(k|k-1)} = M[\varepsilon_k \varepsilon_k^T]$ и ошибка прогноза $\varepsilon_k = x_k - \tilde{x}_{(k|k-1)}$. Матрица K_k называется матрицей коэффициентов усиления. Под шагом k понимается поступление на вход очередного изображения y_k . Важно отметить тот факт, что вычисления производятся над большими матрицами, что отрицательно сказывается на производительности и может приводить к расходимости алгоритма. С этим борются путем разбиения исходного изображения на отдельные блоки.

Отслеживание перемещения объекта является одной из задач компьютерного зрения, и метод калмановской фильтрации может быть применен для предсказания положения объекта в следующий момент времени. Для двумерного случая вектор состояния $x_k = (x, y, \dot{x}, \dot{y})$ содержит текущие координаты и проекции скорости, а вектор измерений $z_k = (x, y)$ – зашумленные измеренные координаты положения объекта. Скорость предполагается постоянной величиной. Для инициализации процесса отслеживания объекта необходима оценка начального вектора состояния $\tilde{x}_{(0|0)}$ и ковариационная матрица $P_{(0|0)}$. Часто в качестве $P_{(0|0)}$ выбирают диагональную матрицу с дисперсиями на главной диагонали, предполагая, что компоненты независимы. Матрица перехода между состояниями

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

где Δt – интервал предсказания.

Список использованных источников:

1. Сирота, А. А. Блочные алгоритмы обработки изображений на основе фильтра Калмана в задаче построения сверхразрешения / А. А. Сирота, А. Ю. Иванков // Компьютерная оптика. – 2014. – т. 38, № 1. – С. 118–126.
2. Welch, G. An Introduction to the Kalman Filter : Technical Report / G. Welch, G. Bishop. – Chapel Hill : UNC, 1995. – 16 p.
3. KalmanFilterSimulation [Электронный ресурс]. – Режим доступа : https://cs.utexas.edu/~teammco/misc/kalman_filter/. – Дата доступа : 28.03.2017.
4. Фильтр Калмана – Введение [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://habrahabr.ru/post/140274/>. – Дата доступа : 30.03.2017.

АНАЛИЗ ТОНАЛЬНОСТИ ТЕКСТА

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Гербик А.И., Дорошкевич П.Е., Свито А. И.

Стержанов М.В. – канд. техн. наук, доцент

В связи с накоплением больших объемов текстовых данных становится актуальной задача их автоматической обработки, свидетельством чего являются многочисленные исследования в области обработки естественного языка. Одна из наиболее исследуемых задач в данной области – задача анализа тональности текста.

Целью анализа тональности является нахождение мнений в тексте и определение позиции автора относительно упомянутой темы. Позиция автора может быть различной, и тональная оценка может принимать различные значения. Например: “положительная”, “отрицательная” и “нейтральная” либо “положительная” и

“отрицательная”. Данную задачу можно рассматривать как задачу классификации на три и два класса соответственно, далее мы будем рассматривать задачу с двумя возможными вариантами тональной оценки, так как задача классификации на три и более класса является более сложной в техническом отношении. Для решения задачи классификации эффективными являются методы машинного обучения с учителем.

Для того, чтобы методы решения задач классификации можно было применить для анализа тональности текста, необходимо текст представить в виде математического вектора. С этой целью применяется векторная модель “мешок слов” - модель текста, предложенная в 1975 году Дж. Солтоном, и в настоящее время одной из самых распространенных в различных областях лингвистических исследований. Текст в данной векторной модели рассматривается как неупорядоченное множество слов. Вектор, являющийся модельным представлением текста в векторном пространстве, образуется упорядочением весов всех слов (включая те, которых нет в конкретном тексте). Размерность этого вектора равна количеству различных слов во всей коллекции, и является одинаковой для всех текстов коллекции.

Так как при применении модели «мешок слов» теряется информация о позиции слов относительно друг друга, а эта информация может влиять на качество получаемой модели, то целесообразно применять модель не “мешок слов”, а “мешок N-грамм”. N-грамма - последовательность из N элементов (слов). Последовательность из трех элементов называют триграмма, последовательность из двух элементов называется биграмма. N-граммы меньшей длины, как правило, дают лучшие результаты, чем N-граммы большей длины, т.к. обучающая выборка в большинстве случаев недостаточно большая для нахождения статистических закономерностей N-грамм большой длины. Для многих практических приложений можно получить хороший результат, используя в качестве признаков одиночные слова[1], биграммы и триграммы[3].

Модель “мешок слов” некорректно работает со словами, меняющими тональность выражения на противоположное. Например, фразы “мне нравится этот фильм” и “мне не нравится этот фильм” будут иметь положительную тональность, хотя у второй фразы она должна быть отрицательной. Чтобы решить эту проблему, можно объединять слово “не” со следующим словом, в результате в данном примере мы получим слово “не-нравится” и модель будет работать корректно[3]. Также эту проблему можно решать при помощи N-грамм, но, как правило, это вынуждает использовать N-граммы большей длины.

Для ликвидации неоднозначности, вызванной возможностью одного и того же слова быть различными частями речи, применяется тегирование частей речи - определение для каждого слова в предложении его части речи по положению в предложении и/или грамматической форме[4].

Полученную задачу классификации можно решить различными методами машинного обучения: наивный байесовский классификатор, логистическая регрессия, метод опорных векторов, методы нейронных сетей и т.д. Сравнив их временную сложность, качество полученных моделей, масштабируемость можно выбрать наиболее подходящий для конкретных данных и конкретной задачи[1].

Список использованных источников:

1. Bo Pang, Lillian Lee, and Shivakumar Vaithyanathan. Thumbs up? Sentiment classification using machine learning techniques. In Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), pages 79–86, 2002.
2. Kushal Dave, Steve Lawrence, and David M. Pennock. Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In Proceedings of WWW, pages 519–528, 2003.
3. Sanjiv Das and Mike Chen. Yahoo! for Amazon: Extracting market sentiment from stock message boards. In Proceedings of the Asia Pacific Finance Association Annual Conference (APFA), 2001.
4. Yorick Wilks and Mark Stevenson. The grammar of sense: Using part-of-speech tags as a first step in semantic disambiguation. Journal of Natural Language Engineering, 4(2):135–144, 1998.

ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ И ТЕХНИКИ ОПТИМИЗАЦИИ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Гутковский В.Н.

Жвакина А. В. – канд. техн. наук, доцент

Генетические алгоритмы – адаптивные методы, которые могут быть использованы для решения проблем поиска и оптимизации, основанные на генетических процессах биологических организмов. В данном докладе анализируются принцип действия генетических алгоритмов и техники их оптимизации.

Генетические алгоритмы используют прямую аналогию с естественным поведением. Они работают с набором особей, каждая из которых представляет собой возможное решение проблемы. Каждой особи присваивается оценка ее пригодности в соответствии с тем, насколько хорошее решение оно представляет. Самый пригодным особям дают возможность воспроизведения путем скрещивания с другими особями набора. Это порождает новых особей как потомков, которые имеют некоторые характеристики, взятые у каждого из родителей. Наименее пригодные члены с меньшей вероятностью будут отобраны для размножения.

Таким образом, создается полностью новая совокупность возможных решений, путем выбора лучших особей из нынешнего поколения и объединяя их для создания нового набора. Это новое поколение содержит