ХАЛЫҚАРАЛЫҚ БИЗНЕС АКАДЕМИЯСЫ

Международная Академия Бизнеса

ЦЕНТР ИССЛЕДОВАНИЙ И РАЗВИТИЯ

«Бизнес білім беру – даму векторы. Инновациялық экономика және кәсіпкерлікті дамытуға арналған қолданбалы зерттеулер»

ҒЫЛЫМИ-ТӘЖІРИБЕЛІК КОНФЕРЕНЦИЯ МАТЕРИАЛДАРЫ

Алматы, 2010 жыл 24 желтоқсан

«Бизнес - образование – вектор развития. Прикладные исследования для инновационной экономики и развития предпринимательства»

МАТЕРИАЛЫ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ КОНФЕРЕНЦИИ

Алматы, 24 декабря 2010 года

“Business Education – Development Trends. Applied Research for Innovation Economy and Entrepreneurship Development”

RESEARCH-TO-PRACTICE CONFERENCE PROCEEDINGS

Алматы, December 24, 2010

сборник издан в электронном виде

Алматы
Международная академия бизнеса
2010

УДК 378
ББК 74.58
Б 59

Бизнес - образование – вектор развития. Прикладные исследования для инновационной экономики и развития предпринимательства. Материалы научно-практической конференции. – Алматы: Международная академия бизнеса, 2010.

ISBN 978-601-80046-7-4

В сборник включены статьи участников, а также тезисы докладов, представленные на пленарном заседании научно-практической конференции Международной академии бизнеса «Бизнес - образование – вектор развития. Прикладные исследования для инновационной экономики и развития предпринимательства», состоявшейся 24 декабря 2010 года в г.Алматы. Материалы посвящены наиболее актуальным вопросам современного бизнес-образования и исследованиям проблем инновационного развития экономики Республики Казахстан.

сборник издан в электронном виде

ISBN 978-601-80046-7-4

Секция 5. Современные информационные технологии в образовании и бизнесе

ОСПАНОВ С.С.
к.т.н., доцент,
Международная академия бизнеса

ПРОЦЕДУРА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ НА ОСНОВЕ БАЙЕСОВСКОГО КЛАССИФИКАТОРА, СВОДЯЩАЯСЯ К ВЫЧИСЛЕНИЮ ОТНОШЕНИЯ ПРАВДОПОДОБИЯ

В процессе регистрации объекта (рис.1) и измерения его характерных признаков получают множество чисел, которые составляют вектор наблюдения. Обычно этот вектор наблюдений x представляет собой случайный вектор с условной плотностью вероятности, зависящей от принадлежности этого вектора определенному классу. При распознавании объектов задачу формально сводят к проверке многих гипотез $H_1, H_2, ..., H_k$, где H_i - гипотеза, предполагающая принадлежность объекта классу C_i. Здесь принято, что априорные распределения вероятностей этих гипотез заданы, т. е. известно, с какой вероятностью $P(H_i)$ объект может принадлежать классу C_i (или как часто появляется объект данного класса).

Причем $\sum_{i=1}^{k} P(H_i) = 1$, поскольку наверняка объект должен принадлежать какому-нибудь классу.

Рисунок 1 –Фрагмент видеоизображения, снятого на видеокамеру из кабины машиниста
Кружками отмечены фоновые фрагменты (левый кружок) и фрагмент, соответствующий изображению семафора (правый кружок)

Процесс принятия решений в распознавании объектов можно рассматривать как игру статистического характера, которую классификационный механизм системы распознавания ведет с природой /1/. При каждой реализации игры природа выбирает стратегию (в виде состояний природы, соответствующих образам или классам объектов), обозначаемую через $\{C_i, P(H_i)\}$.

Стратегии игры, применяемые алгоритмом классификации, представляют собой решения, относящиеся к состояниям природы. Каждой паре действий, предпринятой игроками «природа - классификатор» ставится в соответствие некоторая функция потерь (или выигрыша). Считается, что число решений соответствует числу состояний природы (числу классов).

При каждой реализации игры природа выбирает стратегию (класс) C_i в соответствии с вероятностью $p(H_i)$. В результате хода игры, реализованного природой, появляется выборочный образ (объект) x. Классификатору не известно, какой именно класс предпочла природа. Вся информация, имеющаяся в его распоряжении, ограничивается самим вектором признаков объекта. Задача классифицирующего механизма — определить, опираясь на эту информацию, к какому классу принадлежит объект x. Ход игры классификатора, следовательно, представляет собой некоторое решение, определяющее класс C_i, который («по мнению» классификатора), выбрала природа.

Игры рассматриваемого типа часто называют статистическими. Здесь природа не является «разумным противником», который способен сознательно выбирать свои стратегии таким образом, чтобы добиться максимизации потерь классификатора. Кроме того, у классификатора существует возможность «подсматривать» за игрой природы: он может осуществлять эксперименты и регистрировать обучающее множество объектов, которое затем использует при построении стратегии своей игры.

Пусть при реализации игры между природой и классификатором природа выбирает класс C_i (стратегию игры) и предъявляет объект x. Вероятность принадлежности объекта x классу C_i обозначим как $p(H_i)|$x). Если классификатор принимает решение о том, что объект x принадлежит классу C_j, когда на самом деле он принадлежит классу C_i, то классификатор несет потери, равные L_{ij}. Так как объект x может принадлежать любому из *k* рассматриваемых классов, то математическое ожидание потерь, связанных с отнесением наблюдаемого объекта к классу C_j, определяется следующим выражением:

$$\pi_j\{x\} = \sum_{i=1}^{k} L_{ij}\, p(H_i|\mathrm{X})\,; \qquad (1)$$

в теории статистических решений эту величину часто называют условным средним риском или условными средними потерями.

При распознавании каждого объекта, предъявляемого природой, классификатор может отнести его к одному из *k* возможных образов. Если для каждого объекта x вычисляются значения условных средних потерь $\pi_1\{x\}$, $\pi_2\{x\},...,\pi_k\{x\}$ и классификатор причисляет объект к классу, которому соответствуют наименьшие условные потери, то очевидно, что и математическое ожидание полных потерь на множестве всех решений также будет минимизировано. Классификатор, минимизирующий математическое ожидание общих потерь, называется байесовским /2/. Со статистической точки зрения байесовский классификатор соответствует оптимальному качеству классификации.

Пусть p(x|H_i) есть плотность распределения элементов вектора x при условии, что он принадлежит классу C_i. Хорошо известно, что вероятность принадлежности x классу C_i, определяется формулой Байеса

$$p_i = p(H_i)|\mathrm{x} = \frac{P(H_i)\,p(x|H_i)}{p(x)}\,, \qquad (2)$$

так как плотность распределения p(x) = $\sum_{i=1}^{k} P(H_i)\,p(x|H_i)$

Поскольку выражение $\frac{1}{p(x)}$ входит во все формулы вычисления условных средних потерь $\pi_j\{x\} = \frac{1}{p(x)}\sum_{i=1}^{k} L_{ij}P(H_i)p(x|H_i)$, j = 1, 2, ..., k в качестве общего множителя, его можно устранить из данного соотношения. В таком случае выражение для средних потерь сводится к следующему:

$\pi_j\{x\} = \sum_{i=1}^{k} L_{ij}P(H_i)p(x|H_i)$, j = 1, 2, ..., k

При k = 2 и выборе классификатором стратегии (гипотезы) H_1 средние его потери для предъявленного природой объекта x равны

$\pi_1\{x\} = L_{11}P(H_1)\,p(x|H_1) + L_{21}P(H_2)\,p(x|H_2)$,

а при выборе стратегии (гипотезы) H_2 -

$\pi_2\{x\} = L_{12}P(H_1)\,p(x|H_1) + L_{22}P(H_2)\,p(x|H_2)$.

Байесовский классификатор обеспечивает отнесение объекта x к классу с наименьшим значением средних потерь π(x) . Поэтому объект x причисляется к классу C_1, если выполняется условие $\pi_1\{x\} < \pi_2\{x\}$; это должно означать, что

$L_{11}P(H_1)\,p(x|H_1) + L_{21}P(H_2)\,p(x|H_2) < L_{12}P(H_1)\,p(x|H_1) + L_{22}P(H_2)\,p(x|H_2)$

или, что то же самое, $(L_{21} - L_{22})p(x|H_2)p(H_2) < (L_{12} - L_{11})p(x|H_1)p(H_1)$. (3)

Принято считать (и это соответствует здравому смыслу), что потери от ошибочно принятого решения выше «потерь» при правильном выборе. Этому соответствуют неравенства: $L_{ij} > L_{ii}$ Тогда байесовское решающее правило (3) принимает, естественно, следующий вид:

X Є C_1, если $\frac{P(H_1)p(x|H_1)}{P(H_2)p(x|H_2)} > \frac{L_{21} - L_{22}}{L_{12} - L_{11}}$, или

$$\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_2)} > \frac{P(H_2)(L_{21} - L_{22})}{P(H_1)(L_{12} - L_{11})} \qquad (4)$$

Величину $\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_2)}$ называют отношением правдоподобия и обозначают через Λ(x) = $\frac{p(x|H_1)}{p(x|H_2)}$. Так как Λ(x) представляет собой отношение двух функций случайной величины, то и само является случайной величиной. Величина в правой части неравенства (4) является пороговым значением η = $\frac{P(H_2)(L_{21} - L_{22})}{P(H_1)(L_{12} - L_{11})}$ критерия отношения правдоподобия, к которому в итоге свелось байесовское решающее правило:

X Є C_1, если Λ(x) > η. (5)

Отсюда видно, что вся процедура принятия решения сводится к вычислению отношения правдоподобия (зависящего лишь от вектора признаков и параметров распределений классов) и распределение априорных вероятностей или величины потерь на данное отношение Λ(x) влияния не оказывает. Указанная инвариантность процедуры обработки информации имеет большое практическое значение. Часто величины потерь и априорные вероятности являются квалифицированными предположениями на основе предыдущего опыта (интуиции). Неравенство (5) позволяет построить решающее правило, рассматривая η как переменный порог, учитывающий изменения в оценках априорных вероятностей и потерь в процессе накопления опыта.

Проведение статистического анализа и классификации многомерных наблюдений (признаков природных объектов) зачастую невозможно ограничить применением некоторых стандартных методов. Необходим детальный анализ структуры наблюдаемой совокупности данных, чтобы путем углубленного исследования представленного числового материала выявить скрытые в нем закономерности, его вероятностную и геометрическую природу. Такой предмодельный (разведочный) анализ данных может оказать решающую помощь в компактном и понятном описании структуры наблюдений (например, в форме визуального представления этой структуры -- см. рис. 2).

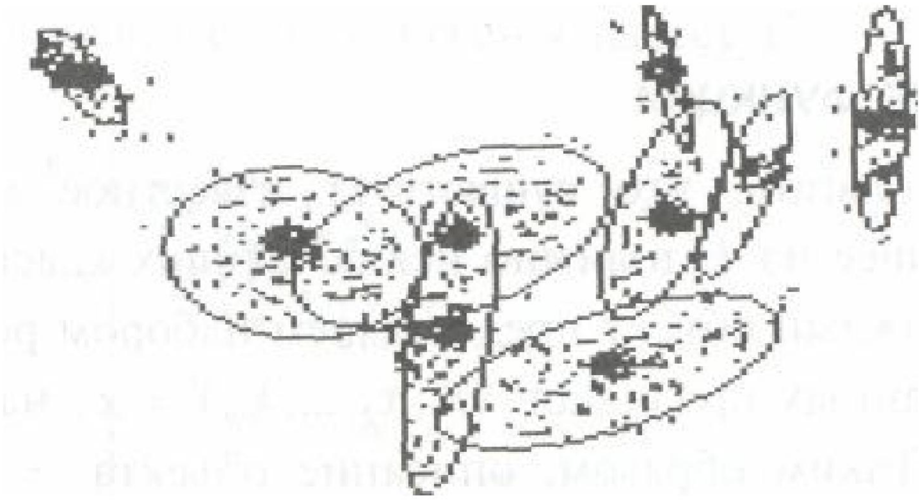

Рисунок 2 - Кластер-анализ спектральной яркости объектов, отображенный в двумерную плоскость пары информативных спектральных каналов

С помощью кластерного анализа пространство спектральных признаков разбивается на различимые группы (кластеры, см. рис. 2), а классификация элементов изображений позволяет одновременно сегментировать сцену на спектрально однородные области /3/.

Отталкиваясь от него, можно «осознанно» поставить вопрос о направлении более детального исследования данных с помощью того или иного метода, а также, возможно, сделать некоторые заключения о причинной модели данных.

Пусть при гипотезе H_1 наблюдаемый фрагмент изображения соответствует постоянному «фону» с яркостью &, > 0 , а по гипотезе H_2 фрагмент изображения соответствует «объекту» с постоянной яркостью $b_2 > b_1$ (рис. 1). Наблюдаемый яростный сигнал подвержен шумовым искажениям. Будем считать, что фрагмент однородный по яркости и содержит N отсчетов. Результаты наблюдений представляют ряд из N независимых гауссовых величин $x_1, x_2, ..., x_n$ с известным средним значением: либо b_1 при гипотезе H_1, либо b_2 при гипотезе H_2. Вследствие статистической независимости нетрудно записать совместные плотности вероятности величин x_j, j = 1, 2, ..., N при каждой из гипотез:

$$P(x|H_i) = \prod_{j=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{(x_j - b_i)^2}{2\sigma^2}\right),$$

где σ2 — известная дисперсия шума. Критерий отношения правдоподобия в этом случае имеет простой вид:

$$\prod_{j=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{(x_j - b_1)^2}{2\sigma^2}\right)$$

Λ(x)= ____________________________

$$\prod_{j=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(\frac{(x_j - b_2)^2}{2\sigma^2}\right)$$

После приведения подобных членов и взятия логарифма получим

$$\ln \Lambda(\mathrm{x}) = \frac{b_1 - b_2}{\sigma^2} \sum_{j=1}^{N} x_j + \frac{N(b_2^2 - b_1^2)}{2\sigma^2}.$$

и критерий Байеса запишется в виде x€ C_1, если

$$\frac{b_1 - b_2}{\sigma^2} \sum_{j=1}^{N} x_j + \frac{N(b_2^2 - b_1^2)}{2\sigma^2} > \ln\eta$$

или в эквивалентной форме

$$\sum_{j=1}^{N} x_j < \frac{\sigma^2}{b_2 - b_1} \ln\eta + \frac{N(b_2 - b_1)}{2}$$

Таким образом, процедура классификации сводится просто к суммированию результатов наблюдений яркости на распознаваемом фрагменте и сравнению суммы с порогом

$$\gamma = \frac{\sigma^2}{b_2 - b_1} \ln\eta + \frac{N(b_2 - b_1)}{2}$$

Выводы.

1. Предложена процедура принятия решения на основе байесовского классификатора, сводящаяся к вычислению отношения правдоподобия.

2. Показано, что процедура байесовской классификации изображений может осуществляться суммированием результатов наблюдений яркости на распознаваемом фрагменте и сравнением суммы с порогом.

Литература

1. Грузман И.С., Киричук В.С. и др. Цифровая обработка изображений в информационных системах. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002.
2. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов. — М.: Наука, 1979.
3. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир, 1982.