Branch: master ▾ paradox / examples / Create new file | Upload files | Find file | History

This branch is even with ictxiangxin:master. Pull request Compare

ictxiangxin use Plugin to solve BN forward/backward use different mean value and ... ··· Latest commit 9a491ec on 23 Jan

..

2x16x16x16x3_multi_classification...	add momentum optimizer.	11 months ago
2x4x2_neural_network.py	add algebra simplification to engine.	a year ago
2x8x8x2_neural_network.py	add softplus and softsign activation.	5 months ago
2x8x8x8x8x2_grid_classification.py	add ada gradient optimizer.	11 months ago
README.md	use Plugin to solve BN forward/backward use different mean value and ...	4 months ago
basic.py	start algebra simplification work.	a year ago
convolutional_neural_network.py	use Plugin to solve BN forward/backward use different mean value and ...	4 months ago
linear_regression.py	update examples.	a year ago
solve_equation_set.py	move reduce gradient compute to operator, add reduce_mean	a year ago
support_vector_machine.py	update examples.	a year ago

README.md

代码示例

递归下降解线性方程组

$x_1 + 2x_2 = 3$

$x_1 + 3x_2 = 4$

x_1, x_2初始化为 0, 0

```
import paradox as pd

# 定义符号，A为方程系数矩阵，x为自变量，b为常数项。
A = pd.Constant([[1, 2], [1, 3]], name='A')
x = pd.Variable([0, 0], name='x')
b = pd.Constant([3, 4], name='b')

# 使用最小二乘误差定义loss。
loss = pd.reduce_mean((A @ x - b) ** 2)

# 创建梯度下降optimizer
optimizer = pd.GradientDescentOptimizer(0.01)

# 创建loss的计算引擎，申明变量为x。
loss_engine = pd.Engine(loss, x)

# 迭代至多10000次最小化loss。
for epoch in range(10000):
    optimizer.minimize(loss_engine)
    loss_value = loss_engine.value()
    print('loss = {:.8f}'.format(loss_value))
    if loss_value < 0.0000001:  # loss阈值。
        break

# 输出最终结果。
print('\nx =\n{}'.format(x.value))
```

运行结果：

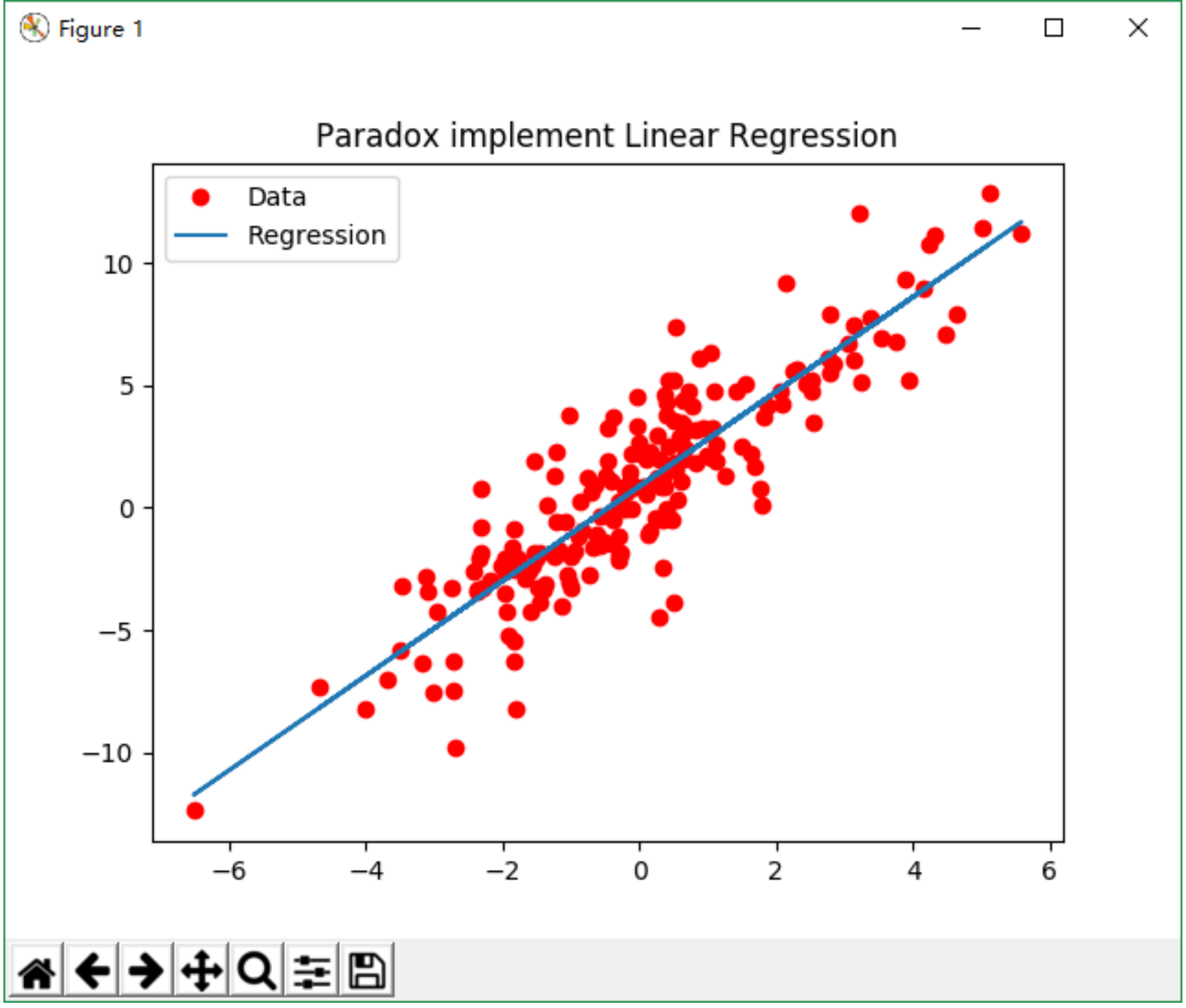
```
...
loss = 0.00000010
loss = 0.00000010
loss = 0.00000010

x =
[ 0.99886023  1.00044064]
```

回到顶部

线性回归

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import paradox as pd

# 随机生成点的个数。
points_sum = 200

x_data = []
y_data = []

# 生成y = 2 * x + 1直线附近的随机点。
for _ in range(points_sum):
    x = np.random.normal(0, 2)
    y = x * 2 + 1 + np.random.normal(0, 2)
    x_data.append(x)
    y_data.append(y)
x_np = np.array(x_data)
y_np = np.array(y_data)

# 定义符号。
X = pd.Constant(x_np, name='x')
Y = pd.Constant(y_np, name='y')
w = pd.Variable(0, name='w')
b = pd.Variable(1, name='b')

# 使用最小二乘误差。
loss = pd.reduce_mean((w * X + b - Y) ** 2)

# 创建loss计算引擎，申明变量为w和b。
loss_engine = pd.Engine(loss, [w, b])

# 梯度下降optimizer。
optimizer = pd.GradientDescentOptimizer(0.00005)

# 迭代100次最小化loss。
for epoch in range(100):
    optimizer.minimize(loss_engine)
    loss_value = loss_engine.value()
    print('loss = {:.8f}'.format(loss_value))

# 获取w和b的训练值。
w_value = pd.Engine(w).value()
b_value = pd.Engine(b).value()

# 绘制图像。
plt.title('Paradox implement Linear Regression')
plt.plot(x_data, y_data, 'ro', label='Data')
plt.plot(x_data, w_value * x_data + b_value, label='Regression')
plt.legend()
plt.show()
```

运行结果：



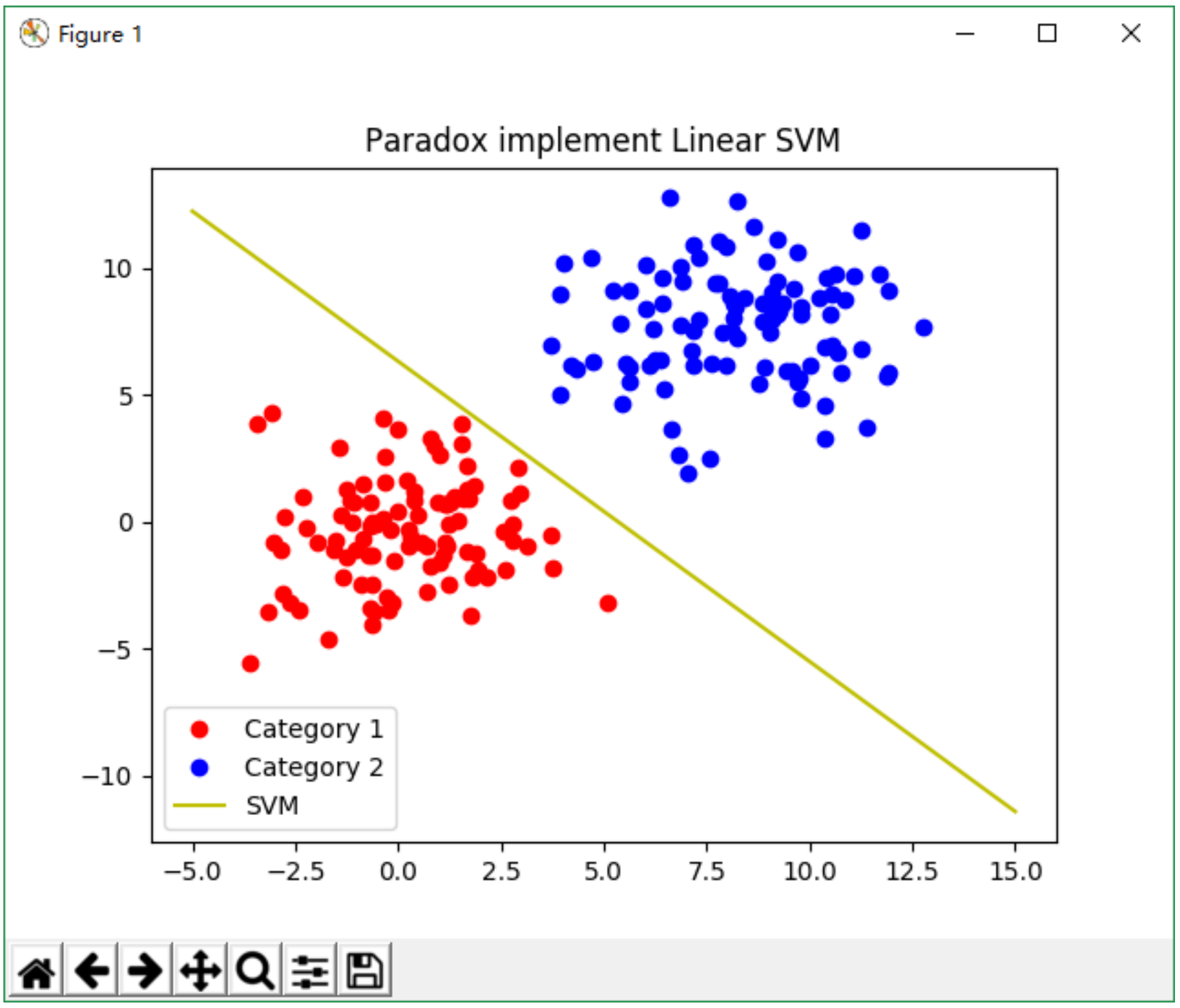
回到顶部

线性SVM

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import paradox as pd

# 每类随机生成点的个数。
points_sum = 100

c1_x = []
c1_y = []
c2_x = []
c2_y = []

# 分别在(0, 0)点附近和(8, 8)点附近生成2类随机数据。
for _ in range(points_sum):
    c1_x.append(np.random.normal(0, 2))
    c1_y.append(np.random.normal(0, 2))
    c2_x.append(np.random.normal(8, 2))
    c2_y.append(np.random.normal(8, 2))

# 定义符号。
c1 = pd.Constant([c1_x, c1_y], name='c1')
c2 = pd.Constant([c2_x, c2_y], name='c2')
W = pd.Variable([[1, 1], [1, 1]], name='w')
B = pd.Variable([[1], [1]], name='b')

# 定义SVM loss函数。
loss = pd.reduce_mean(pd.maximum(0, [[1, -1]] @ (W @ c1 + B) + 1) + pd.maximum(0, [[-1, 1]] @ (W @ c2 +

# 创建loss计算引擎，申明变量为W和B。
loss_engine = pd.Engine(loss, [W, B])

# 创建梯度下降optimizer。
optimizer = pd.GradientDescentOptimizer(0.01)

# 迭代至多1000次最小化loss。
for epoch in range(1000):
    optimizer.minimize(loss_engine)
```

```
    loss_value = loss_engine.value()
    print('loss = {:.8f}'.format(loss_value))
    if loss_value < 0.001:  # loss阈值。
        break

# 获取W和B的训练结果。
w_data = pd.Engine(W).value()
b_data = pd.Engine(B).value()

# 计算分类直线的斜率和截距。
k = (w_data[1, 0] - w_data[0, 0]) / (w_data[0, 1] - w_data[1, 1])
b = (b_data[1, 0] - b_data[0, 0]) / (w_data[0, 1] - w_data[1, 1])

# 分类面的端点。
x_range = np.array([np.min(c1_x), np.max(c2_x)])

# 绘制图像。
plt.title('Paradox implement Linear SVM')
plt.plot(c1_x, c1_y, 'ro', label='Category 1')
plt.plot(c2_x, c2_y, 'bo', label='Category 2')
plt.plot(x_range, k * x_range + b, 'y', label='SVM')
plt.legend()
plt.show()
```

运行结果：



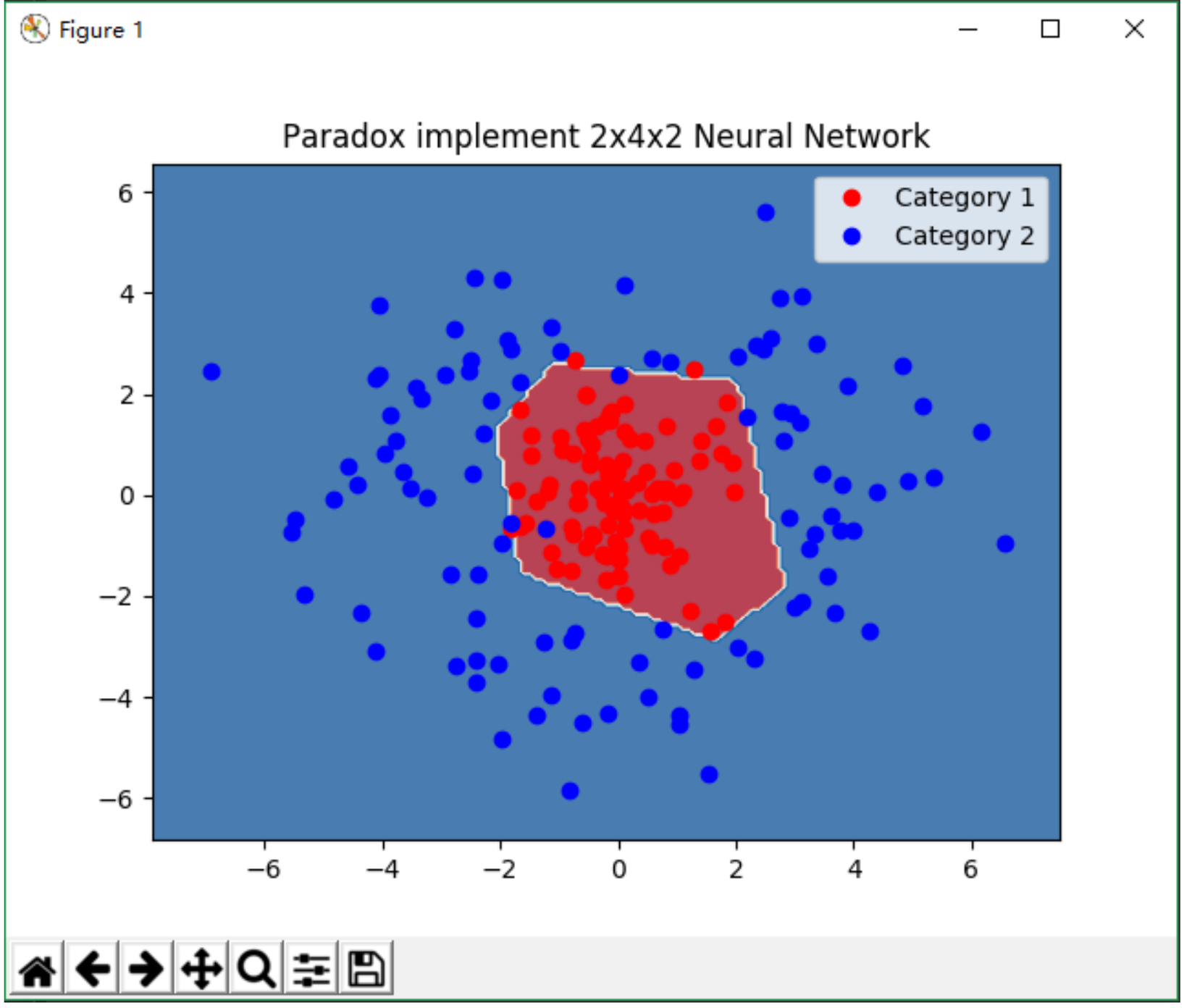
回到顶部

2x4x2神经网络环状数据分类

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import paradox as pd

# 每类随机生成点的个数。
points_sum = 100

# 在(0, 0)点附近生成一堆点然后以4为半径在周围生成一堆点构成2类随机数据。
c1_x, c1_y, c2_x, c2_y = [], [], [], []
for _ in range(points_sum):
```

```
    c1_x.append(np.random.normal(0, 1))
    c1_y.append(np.random.normal(0, 1))
    r = np.random.normal(4, 1)
    theta = np.random.normal(0, 2 * np.pi)
    c2_x.append(r * np.cos(theta))
    c2_y.append(r * np.sin(theta))
c_x = c1_x + c2_x
c_y = c1_y + c2_y

# 定义符号。
A = pd.Variable([c_x, c_y], name='A')
W1 = pd.Variable(np.random.random((4, 2)), name='W1')  # 输入层到隐含层的权重矩阵。
W2 = pd.Variable(np.random.random((2, 4)), name='W2')  # 隐含层到输出层的权重矩阵。
B1 = pd.Variable(np.random.random((4, 1)), name='B1')  # 隐含层的偏置。
B2 = pd.Variable(np.random.random((2, 1)), name='B2')  # 输出层的偏置。
K = pd.Constant([[-1] * points_sum + [1] * points_sum, [1] * points_sum + [-1] * points_sum])

# 构建2x4x2网络，使用ReLu激活函数。
model = pd.maximum(W2 @ pd.maximum(W1 @ A + B1, 0) + B2, 0)

# 使用SVM loss。
loss = pd.reduce_mean(pd.maximum(pd.reduce_sum(K * model, axis=0) + 1, 0))


# 创建loss计算引擎，申明变量为W1，W2，B1和B2。
loss_engine = pd.Engine(loss, [W1, W2, B1, B2])

# 创建梯度下降optimizer。
optimizer = pd.GradientDescentOptimizer(0.03)

# 迭代至多10000次最小化loss。
for epoch in range(10000):
    optimizer.minimize(loss_engine)
    if epoch % 100 == 0:  # 每100次epoch检查一次loss。
        loss_value = loss_engine.value()
        print('loss = {:.8f}'.format(loss_value))
        if loss_value < 0.001:  # loss阈值。
            break

# 创建预测函数。
predict = pd.where(pd.reduce_sum([[-1], [1]] * model, axis=0) < 0, -1, 1)

# 创建预测函数计算引擎。
predict_engine = pd.Engine(predict)

# 设置网格密度为0.1。
h = 0.1

# 生成预测采样点网格。
x, y = np.meshgrid(np.arange(np.min(c_x) - 1, np.max(c_x) + 1, h), np.arange(np.min(c_y) - 1, np.max(c_y

# 绑定变量值。
predict_engine.bind = {A: [x.ravel(), y.ravel()]}

# 生成采样点预测值。
z = predict_engine.value().reshape(x.shape)

# 绘制图像。
plt.title('Paradox implement 2x4x2 Neural Network')
plt.plot(c1_x, c1_y, 'ro', label='Category 1')
plt.plot(c2_x, c2_y, 'bo', label='Category 2')
plt.contourf(x, y, z, 2, cmap='RdBu', alpha=.6)
plt.legend()
plt.show()
```

运行结果：



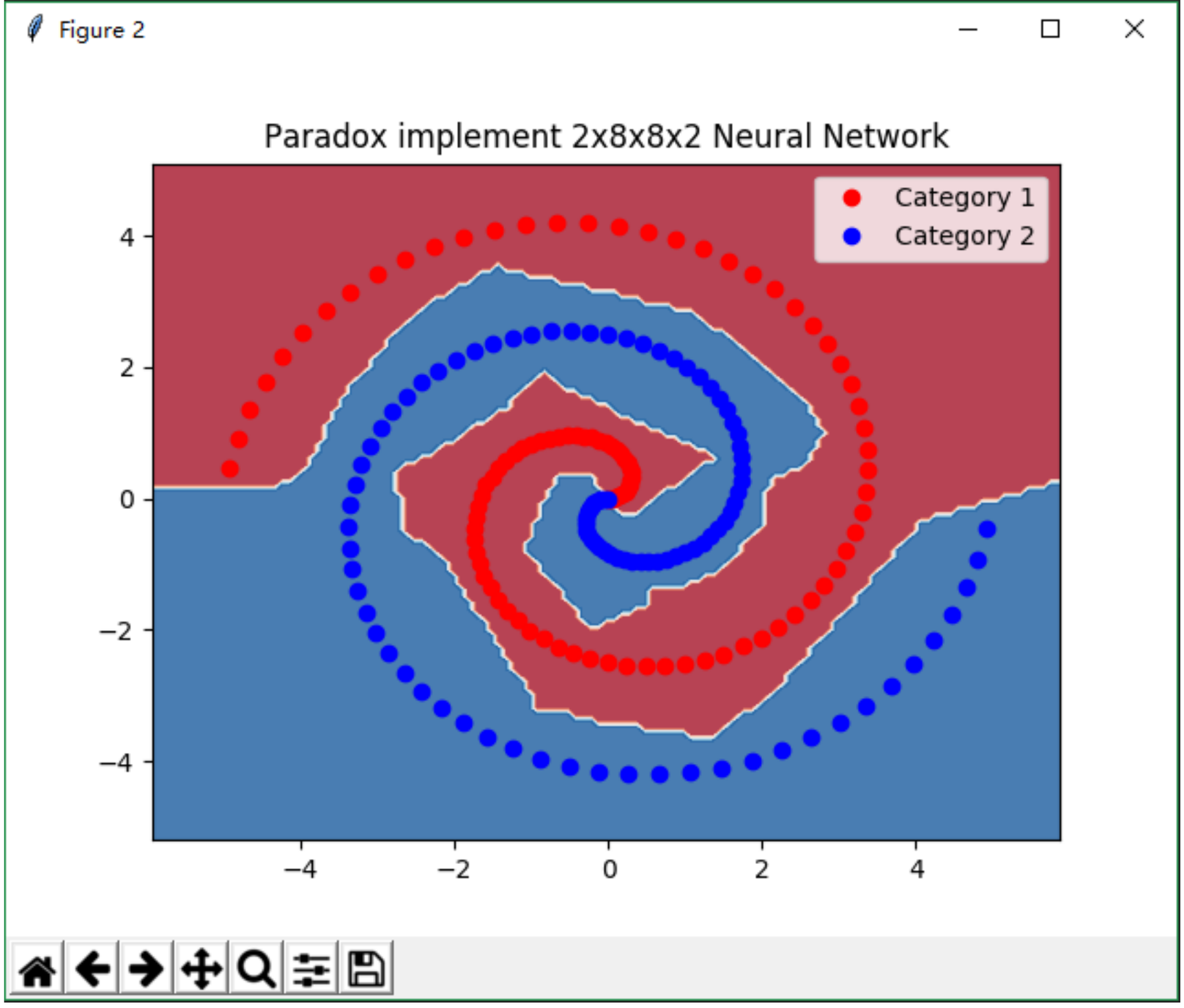
回到顶部

2x8x8x2神经网络螺旋型数据分类

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import paradox as pd

# 每类随机生成点的个数。
points_sum = 100

# 产生一个互相环绕的螺旋形数据分布。
c1_x, c1_y, c2_x, c2_y = [], [], [], []
r_step = 5 / points_sum
theta_step = 3 * np.pi / points_sum
r = 0
theta = 0
for _ in range(points_sum):
    c1_x.append(r * np.cos(theta))
    c1_y.append(r * np.sin(theta))
    c2_x.append(-r * np.cos(theta))
    c2_y.append(-r * np.sin(theta))
    r += r_step
    theta += theta_step
c_x = c1_x + c2_x
c_y = c1_y + c2_y

# 定义每个点的分类类别。
classification = pd.utils.generate_label_matrix([0] * points_sum + [1] * points_sum)[0]

# 定义符号。
A = pd.Variable(np.array([c_x, c_y]).transpose(), name='A')
W1 = pd.Variable(np.random.random((2, 8)), name='W1')  # 输入层到隐含层的权重矩阵。
W2 = pd.Variable(np.random.random((8, 8)), name='W2')  # 第1层隐含层到输出层的权重矩阵。
W3 = pd.Variable(np.random.random((8, 2)), name='W3')  # 第2层隐含层到输出层的权重矩阵。
B1 = pd.Variable(np.random.random((1, 8)), name='B1')  # 第1层隐含层的偏置。
B2 = pd.Variable(np.random.random((1, 8)), name='B2')  # 第2层隐含层的偏置。
B3 = pd.Variable(np.random.random((1, 2)), name='B3')  # 输出层的偏置。

# 构建2x8x8x2网络，使用ReLu激活函数。
model = pd.nn.relu(pd.nn.relu(pd.nn.relu(A @ W1 + B1) @ W2 + B2) @ W3 + B3)
```

```
# 使用Softmax loss。
loss = pd.nn.softmax_loss(model, pd.Constant(classification))


# 创建loss计算引擎，申明变量为W1，W2，B1和B2。
loss_engine = pd.Engine(loss, [W1, W2, W3, B1, B2, B3])

# 创建梯度下降optimizer。
optimizer = pd.GradientDescentOptimizer(0.1)

# 迭代至多10000次最小化loss。
for epoch in range(10000):
    optimizer.minimize(loss_engine)
    if epoch % 100 == 0:  # 每100次epoch检查一次loss。
        loss_value = loss_engine.value()
        print('loss = {:.8f}'.format(loss_value))
        if loss_value < 0.001:  # loss阈值。
            break

# 创建预测函数。
predict = pd.where(pd.reduce_sum([[-1, 1]] * model, axis=1) < 0, -1, 1)

# 创建预测函数计算引擎。
predict_engine = pd.Engine(predict)

# 设置网格密度为0.1。
h = 0.1

# 生成预测采样点网格。
x, y = np.meshgrid(np.arange(np.min(c_x) - 1, np.max(c_x) + 1, h), np.arange(np.min(c_y) - 1, np.max(c_y

# 绑定变量值。
predict_engine.bind = {A: np.array([x.ravel(), y.ravel()]).transpose()}

# 生成采样点预测值。
z = predict_engine.value().reshape(x.shape)

# 绘制图像。
plt.title('Paradox implement 2x8x8x2 Neural Network')
plt.plot(c1_x, c1_y, 'ro', label='Category 1')
plt.plot(c2_x, c2_y, 'bo', label='Category 2')
plt.contourf(x, y, z, 2, cmap='RdBu', alpha=.6)
plt.legend()
plt.show()
```

运行结果：



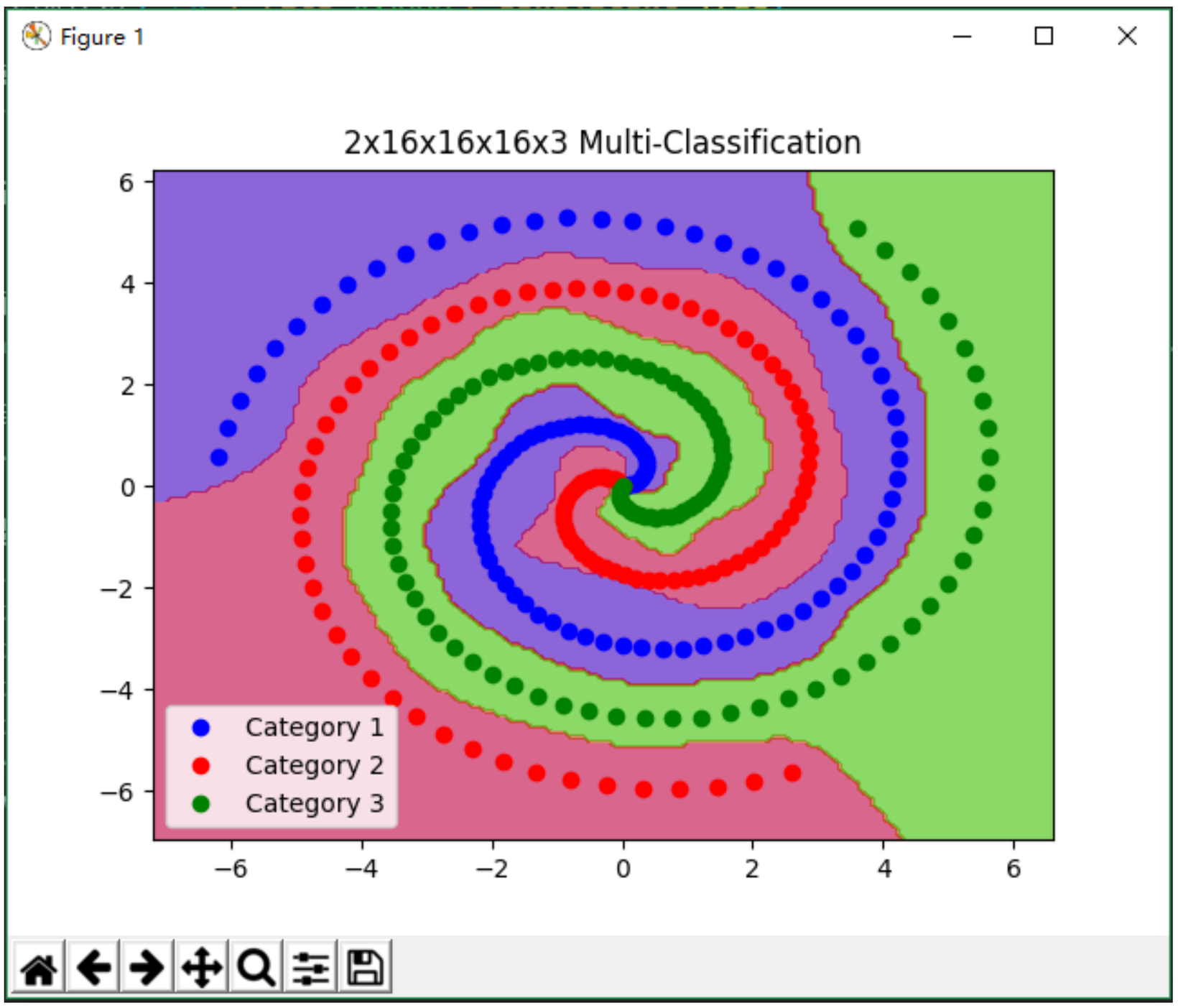
回到顶部

2x16x16x16x3网络实现多分类

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import paradox as pd

# 每类随机生成点的个数。
points_sum = 100

# 调用paradox的数据生成器生成三螺旋的3类数据。
data = pd.data.helical_2d(points_sum, 3, max_radius=2*np.pi)

# 组合数据。
c_x = data[0][0] + data[1][0] + data[2][0]
c_y = data[0][1] + data[1][1] + data[2][1]

# 定义每个点的分类类别。
classification = pd.utils.generate_label_matrix([0] * len(data[0][0]) + [1] * len(data[1][0]) + [2] * le

# 调用高层API生成2x16x16x16x3的网络
model = pd.nn.Network()
model.add(pd.nn.Dense(16, input_dimension=2))  # 2维输入8维输出的全连接层。
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))  # 使用tanh激活函数。
model.add(pd.nn.Dense(16))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.add(pd.nn.Dense(16))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.add(pd.nn.Dense(3))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.loss('softmax')  # 使用softmax loss。

# 使用梯度下降优化器，使用一致性update大幅提升性能。
model.optimizer('gradient descent', rate=0.3, consistent=True)

# 执行训练。
model.train(np.array([c_x, c_y]).transpose(), classification, epochs=10000)

# 设置网格密度为0.1。
h = 0.1
```

```
# 生成预测采样点网格。
x, y = np.meshgrid(np.arange(np.min(c_x) - 1, np.max(c_x) + 1, h), np.arange(np.min(c_y) - 1, np.max(c_y
# 生成采样点预测值。
z = model.predict(np.array([x.ravel(), y.ravel()]).transpose()).argmax(axis=1).reshape(x.shape)

# 绘制图像。
plt.title('2x16x16x16x3 Multi-Classification')
plt.plot(data[0][0], data[0][1], 'bo', label='Category 1')
plt.plot(data[1][0], data[1][1], 'ro', label='Category 2')
plt.plot(data[2][0], data[2][1], 'go', label='Category 3')
plt.contourf(x, y, z, 3, cmap='brg', alpha=.6)
plt.legend()
plt.show()
```

运行结果：



回到顶部

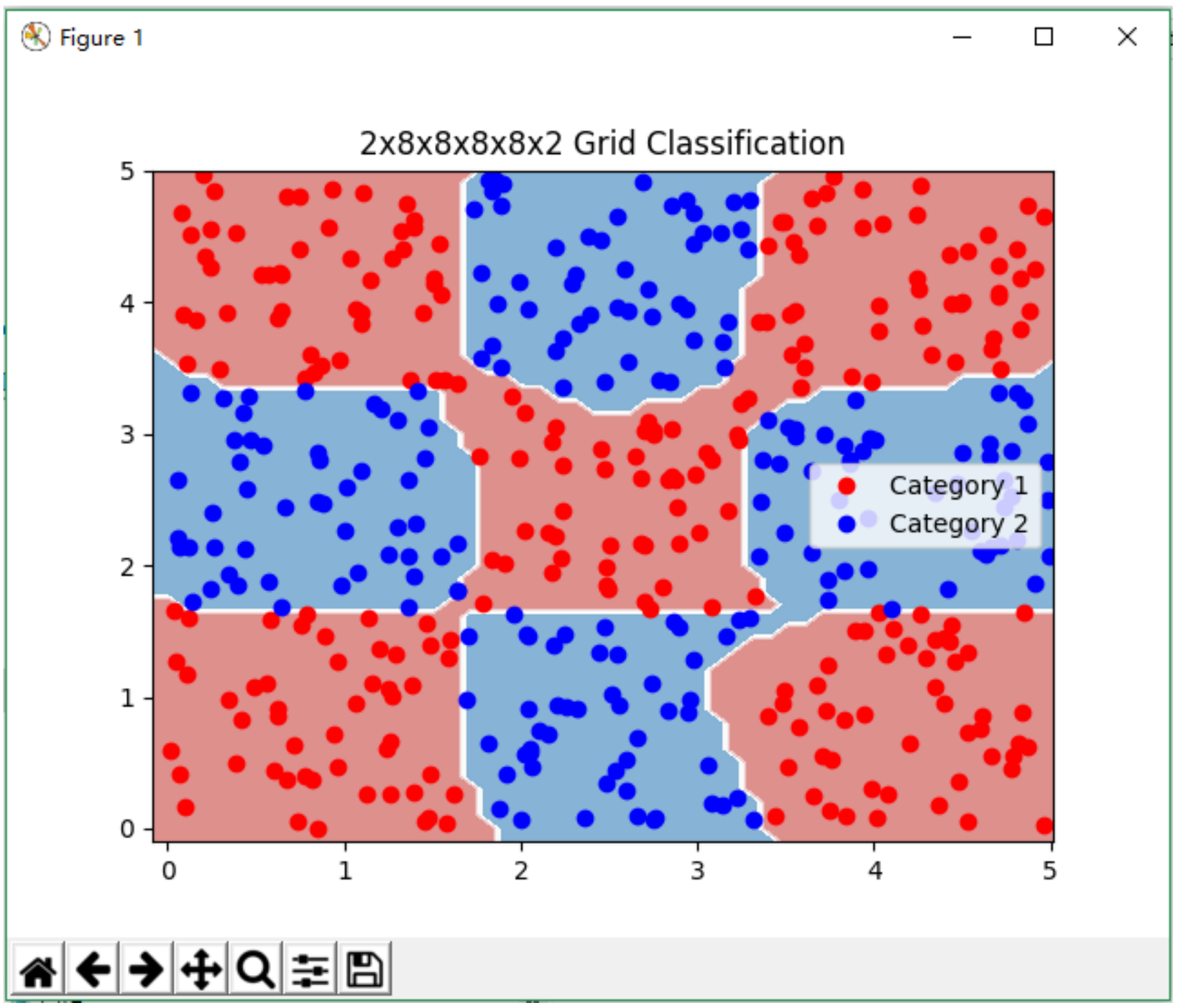
2x8x8x8x8x2网络分类网格状数据

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import paradox as pd

# 每类随机生成点的个数。
points_sum = 50

# 调用paradox的数据生成器生成3x3网格状数据。
data = pd.data.grid_2d(points_sum, raw=3, column=3)

# 组合数据。
c_x = data[0][0] + data[1][0]
c_y = data[0][1] + data[1][1]

# 定义每个点的分类类别。
classification = pd.utils.generate_label_matrix([0] * len(data[0][0]) + [1] * len(data[1][0]))[0]

# 调用高层API生成2x8x8x8x8x2的网络，5层网络。
```

```
model = pd.nn.Network()
model.add(pd.nn.Dense(8, input_dimension=2))  # 2维输入8维输出的全连接层。
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))  # 使用tanh激活函数。
model.add(pd.nn.Dense(8))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.add(pd.nn.Dense(8))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.add(pd.nn.Dense(8))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.add(pd.nn.Dense(2))
model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
model.loss('softmax')  # 使用softmax loss。

# 使用梯度下降优化器。
model.optimizer('gradient descent', rate=0.03, consistent=True)

# 执行训练。
model.train(np.array([c_x, c_y]).transpose(), classification, epochs=30000)

# 设置网格密度为0.1。
h = 0.1

# 生成预测采样点网格。
x, y = np.meshgrid(np.arange(np.min(c_x) - .1, np.max(c_x) + .1, h), np.arange(np.min(c_y) - .1, np.max(
```

```
# 生成采样点预测值。
z = model.predict(np.array([x.ravel(), y.ravel()]).transpose()).argmax(axis=1).reshape(x.shape)

# 绘制图像。
plt.title('2x8x8x8x8x2 Grid Classification')
plt.plot(data[0][0], data[0][1], 'ro', label='Category 1')
plt.plot(data[1][0], data[1][1], 'bo', label='Category 2')
plt.contourf(x, y, z, 2, cmap='RdBu', alpha=.6)
plt.legend()
plt.show()
```

运行结果：



回到顶部

卷积神经网络进行MNIST手写数字识别

```
import os
import numpy as np
import paradox as pd

# 调用paradox的MNIST接口读取数据。
mnist_data = pd.data.MNIST('E:/mnist').read()

model_save_path = 'cnn.bin'
batch_size = 100


class AccuracyPlugin(pd.nn.Plugin):  # 创建一个输出精确度和预测值的插件。
    def __init__(self, data, label, index_reverse_map):
        self.data = data
        self.label = label
        self.index_reverse_map = index_reverse_map

    def end_iteration(self):  # 该函数会在每次迭代完成后被调用。
        predict = np.array([self.index_reverse_map[i] for i in np.array(np.argmax(self.network.predict(s
        accuracy = len(predict[predict == self.label]) / len(self.label) * 100
        print('Test State [accuracy = {:.2f}%]\n{}'.format(accuracy, predict.reshape((10, 10))))


class AutoSavePlugin(pd.nn.Plugin):  # 创建每个epoch结束后保存模型的插件。
    def __init__(self, save_path):
        self.__save_path = save_path

    def end_epoch(self):  # 该函数会在每个epoch结束后被调用。
        pd.utils.save(model_save_path, self.network)


# 构建卷积神经网络。
if os.path.exists(model_save_path):  # 如果存在保存的模型则载入，否则重新创建。
    model = pd.utils.load(model_save_path)
else:
    model = pd.nn.Network()
    model.add(pd.cnn.Convolution2DLayer((4, 5, 5), 'valid', input_shape=(28, 28)))  # 使用4个5x5的卷积核。
    model.add(pd.cnn.AveragePooling2DLayer((2, 2), (2, 2)))  # 2x2的均值池化。
    model.add(pd.cnn.Convolution2DLayer((2, 3, 3), 'valid'))  # 使用2个3x3的卷积核。
    model.add(pd.cnn.MaxPooling2DLayer((2, 2), (2, 2)))  # 2x2的max池化。
    model.add(pd.nn.Dense(100))  # 接入100个神经元的全连接层。
    model.add(pd.nn.Activation('tanh'))  # tanh激活。
    model.add(pd.nn.Dense(50))
    model.add(pd.nn.Activation('tanh'))
    model.add(pd.nn.Dense(10))  # 接入到输出0~9数字的输出层。
    model.loss('softmax')

# 使用梯度下降
model.optimizer('adaptive moment estimation', rate=0.00001, decay=0.9, square_decay=0.999, consistent=Tr

# 创建测试集分类数据。
lm, _, irm = pd.utils.generate_label_matrix(mnist_data['train_label'])

# 使用100张图片进行测试。
test_image = mnist_data['test_image'][:100]
test_label = mnist_data['test_label'][:100]

# 装入精度、预测值输出插件和模型保存插件。
model.add_plugin('Accuracy', AccuracyPlugin(test_image, test_label, irm))
model.add_plugin('Auto Save', AutoSavePlugin(model_save_path))
model.plugin('Training State').state_cycle = 1  # 修改Training State插件的参数为一次迭代输出一次结果。
model.regularization('l2', 0.01)  # 使用L2正则化。
# 执行训练。
model.train(mnist_data['train_image'], lm, epochs=10, batch_size=batch_size)
```

运行结果：

```
Training State [epoch = 8/10, loss = 0.65613811, speed = 0.11(iterations/s)]
Test State [accuracy = 82.00%]
[[7 3 1 0 4 1 4 9 4 9]
 [0 6 9 0 1 3 4 7 3 4]
 [9 6 6 5 4 0 7 4 0 1]
 [3 1 3 6 7 2 7 1 2 1]
 [1 7 9 2 3 5 1 2 4 4]
 [6 3 5 3 6 0 4 1 4 7]
 [7 8 4 3 9 4 0 4 3 0]
 [7 0 2 7 1 7 3 7 9 7]
 [7 6 2 7 8 4 7 6 6 1]
 [3 6 4 3 1 4 1 9 0 9]]
Training State [epoch = 8/10, loss = 0.65227815, speed = 0.10(iterations/s)]
Test State [accuracy = 83.00%]
[[7 3 1 0 4 1 4 9 4 9]
 [0 6 9 0 1 3 4 7 3 4]
 [9 6 6 5 4 0 7 4 0 1]
 [3 1 3 6 7 2 7 1 2 1]
 [1 7 9 2 3 5 1 2 4 4]
 [6 3 5 3 6 0 4 1 4 7]
 [7 8 4 3 7 4 0 4 3 0]
 [7 0 2 7 1 7 3 7 9 7]
 [7 6 2 7 8 4 7 6 6 1]
 [3 6 4 3 1 4 1 9 0 9]]
```

回到顶部